

УДК 004.896

Генеративный искусственный интеллект в инженерной деятельности в Германии: перспективы, возможности и практические рекомендации

Е.В. Алференко 

Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Россия

Данная статья системно анализирует влияние технологии искусственного интеллекта (ИИ) на инженерные профессии в Германии. На основе смешанной методологии работа оценивает потенциал и риски. Результаты показывают, что генеративный ИИ рассматривается как инструмент для повышения эффективности, автоматизации рутинных задач и поддержки процессов разработки. Ключевыми проблемами внедрения остаются «галлюцинации» ИИ, недостаток качественных отраслевых данных, вопросы безопасности и надежности. Исследование подчеркивает необходимость сохранения окончательного человеческого контроля, целевой адаптации технологий к инженерным дисциплинам и стратегического развития компетенций. Выводы и рекомендации носят универсальный характер и могут быть применены в других странах, включая Россию.

Ключевые слова: генеративный искусственный интеллект, инженер, модель, данные, инструмент, приложение, инновация.

Generative Artificial Intelligence in Engineering Activities in Germany: Prospects, Opportunities, and Practical Recommendations

Е.В. Alferenko 

Voronezh Institute of High Technologies, Voronezh, Russia

This article systematically analyzes the impact of artificial intelligence (AI) technology on engineering professions in Germany. Utilizing a mixed-methodology approach, the work assesses both the potential and the risks. The findings indicate that generative AI is viewed as a tool for enhancing efficiency, automating routine tasks, and supporting development processes. Key challenges to implementation remain AI "hallucinations", a lack of high-quality industry-specific data, and concerns regarding security and reliability. The study emphasizes the necessity of retaining ultimate human oversight, the targeted adaptation of technologies to engineering disciplines, and the strategic development of competencies. The conclusions and recommendations are of a universal nature and can be applied in other countries, including Russia.

Keywords: generative artificial intelligence, engineer, model, data, tool, application, innovation.

Появление мощных моделей генеративного искусственного интеллекта (ИИ), в частности публикация ChatGPT, с конца 2022 года определяет дискурс о влиянии ИИ на новые формы труда. Способность этих систем генерировать тексты, дизайны, программный код и проводить комплексный анализ открывает широкие возможности для повышения эффективности и стимулирования инноваций. На этом фоне проведенные немецкими учеными исследования изучают влияние генеративного ИИ на инженерную профессию.

Целью данных исследований является системный анализ потенциала и рисков генеративного ИИ для инженерной практики. При этом рассматриваются как технические, так и организационно-трудовые и профессионально-политические вопросы. Особый акцент делается на том, какие стратегические меры необходимы для конструктивного формирования преобразований, вызванных генеративным ИИ в инженерном деле.

Исследования основаны на многоступенчатом эмпирическом подходе, сочетающем количественные и качественные методы. Помимо широкомасштабного онлайн-опроса с участием 468 респондентов – в первую очередь из числа членов Общества немецких инженеров (VDI) – были проведены воркшопы с инженерами различных специализаций и экспертные интервью по заранее подготовленному руководству с целью проверки существующих гипотез о влиянии генеративного ИИ и получения предметных оценок.

Онлайн-опрос включал как вопросы о текущем использовании генеративного ИИ, так и о будущей значимости этой технологии. Особое внимание уделялось выявлению областей задач, в которых генеративный ИИ воспринимается как потенциальная поддержка, а также трудностям, связанным с его внедрением – прежде всего в контексте инженерной профессии и её дисциплин/специальностей в Федеративной Республике Германии.

Генеративный ИИ основан на глубоких нейронных сетях, которые с помощью чрезвычайно больших объёмов обучающих данных изучают закономерности и взаимосвязи в текстах, изображениях и других структурированных и неструктурированных данных. Хотя технология обладает значительным потенциалом для автоматизации и поддержки инженерной деятельности, по-прежнему сохраняются проблемы в отношении её надёжности, объяснимости и качества генерируемых результатов. В частности, проблема так называемых «галлюцинаций» ИИ – то есть ошибочных или неправдоподобных выходных данных – представляет собой ключевое ограничение для применения в критичных для безопасности и высокоточных инженерно-технических приложениях.

Кроме того, модели генеративного ИИ зависят от качественных и репрезентативных обучающих данных. Однако во многих инженерных областях обширные и стандартизованные наборы данных (пока) недоступны, что может влиять на качество модели. Это приводит к тому, что генеративный ИИ в специализированных предметных областях не всегда применим надёжно, и требуются альтернативные возможности адаптации к предметной области помимо простого обучения.

Ключевые результаты исследования выходят за рамки отдельно взятой страны и применимы к российским реалиям, что позволяет говорить об их универсальном характере.

Генеративный ИИ – это подраздел машинного обучения, который фокусируется на создании нового контента на основе существующих статистических закономерностей в данных. Это достигается за счёт использования моделей, обученных на больших массивах данных, чтобы генерировать, например, тексты, изображения, дизайны или аудиосигналы. Данный подход принципиально отличается от основанных на правилах методов, где программисты-люди определяют, какие выходные данные возможны. В идеальном случае генеративный ИИ, напротив, обучается правилам генерации корректного результата без вмешательства человека, на основе уже имеющихся данных. Это особенно полезно, когда целевое распределение выходных

данных сложно описать правилами, например, для создания реалистично выглядящих фотографий или корректных проектов деталей.

За последние годы было опубликовано множество моделей, которые привели к смене парадигм в своих областях применения. Известной моделью для работы с текстом является, например, GPT-3 с 175 миллиардами параметров, обученная примерно на 570 ГБ текстовых данных из различных источников, таких как книги и веб-сайты [4]. Это примерно соответствует 25 миллионам страниц текста или 50 000 книгам. Ключом к успеху модели является архитектура Transformer, которая впервые позволила использовать массивную параллелизацию и, следовательно, обработку таких огромных объёмов данных, а также механизм Self-Attention, с помощью которого модель может научиться определять, какая информация в тексте является особенно релевантной. Российские модели работают на собственных, отечественных архитектурах. Например, NeONKA – у GigaChat, YaLM – у Яндекса. При этом GigaChat 2.0 поддерживает до 128000 токенов. Это около 200 страниц текста. У YandexGPT и ChatGPT контекст меньше и изменяется по версиям. Кроме того, чат-бот от китайских разработчиков DeepSeek, также набирает популярность благодаря своей эффективности и доступности в России.

В области генерации изображений существуют такие модели, как DALL-E 2, основанная на архитектуре GPT-3 и обученная на наборе данных из 650 миллионов пар «изображение-текст» [3]. Она позволяет генерировать убедительные изображения в различных стилях на основе текстовых запросов. Ещё одним успешным методом генерации изображений является Stable Diffusion [5]. В этих моделях генеративный процесс достигается за счёт итеративного применения шума к изображению в несколько шагов, причём на каждом шаге количество добавляемого шума постепенно уменьшается. Обучая модель обращать этот процесс вспять, нейросеть учится генерировать высококачественные изображения, соответствующие распределению обучающих данных. Этот подход также можно использовать для генерации 3D-моделей [7].

Как и любая технология, генеративный ИИ имеет свои преимущества и недостатки. Большим преимуществом является его способность изучать и воспроизводить сложные закономерности исключительно из данных. Но в этом же заключается и его главный недостаток: если определённые данные недостаточно представлены, зашумлены или устарели, эти закономерности будут воспроизведены и в выходных данных. Точно так же нежелательные корреляции могут привести к ошибкам: лишь потому, что определённые данные встречаются вместе, это не означает, что они зависят друг от друга. То, что для программиста-человека было бы очевидным, часто оказывается крайне сложно отразить с помощью генеративного ИИ.

Таким образом, генеративный ИИ становится ещё одним инструментом в арсенале инженера. Какими свойствами должна обладать задача, чтобы быть решаемой с помощью генеративного ИИ? Во-первых, должны существовать предсказуемые закономерности, которые ИИ может распознать и воспроизвести, чтобы обучаться на имеющихся данных и генерировать похожий контент. Большое количество качественных данных при этом необходимо, поскольку генеративные модели, особенно модели глубокого обучения, требуют обширных данных для эффективной работы и генерации высококачественных результатов. Кроме того, области применения не должны быть критичными с точки зрения безопасности, поскольку в случае генеративного ИИ (в отличие от систем, основанных на правилах) не существует гарантированных, фиксированных результатов.

Генеративный ИИ хорошо подходит для открытых задач, где возможно несколько решений. Способность генеративного ИИ к быстрым итерациям ценна для задач, требующих быстрого прототипирования и доработки, таких как дизайнерские процессы в архитектуре или моде. Однако человеческий контроль необходим практически во всех сценариях применения.

Из слабых сторон генеративного ИИ вытекают следующие проблемы, которые в настоящее время находятся в центре внимания исследований.

Ложные утверждения из-за отсутствия связи с реальным миром.

Генеративные модели часто обучаются только на текстовых или графических данных без явной привязки к внеязыковой реальности. Это приводит к генерации часто грамматически правильных, но фактически ложных утверждений или реалистично выглядящих фотографий невозможных ситуаций. Подходы к решению здесь включают подключение баз данных для проверки фактов, так называемое Retrieval Augmented Generation (RAG). При этом сначала используется (не генеративный) поисковый компонент для извлечения релевантной информации из базы данных на основе промпта или контекста. Затем генеративная модель принимает промпт или контекст вместе с извлечённой информацией и генерирует желаемый результат. Модель использует дополнительную информацию для повышения качества и релевантности генерируемого текста.

Другой подход – это привязка через мультимодальное обучение, например, одновременное обучение на текстовых и графических данных. Изучая мультимодальные представления, информация из одной модальности может влиять на процесс генерации в другой модальности, тем самым снижая количество ошибочных результатов. Наконец, также возможно включение человеческой обратной связи через подходы с участием человека (Human-in-the-Loop). Особенно популярным подходом является обучение с подкреплением на основе человеческих отзывов (Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF), который использовался при разработке ChatGPT.

Недостаточная адаптация к предметно-ориентированным случаям применения.

Поскольку мощные языковые и графические модели требуют очень больших объёмов обучающих данных, предметные области, по которым общедоступно лишь небольшое количество данных, в этих моделях представлены недостаточно. Это приводит к снижению производительности, например, при использовании технических терминов или отраслевого жаргона. Это также относится к специализированным языкам программирования. Подходы к решению включают взаимодействие нескольких меньших моделей в качестве ИИ-агентов. При этом меньшая языковая модель для конкретной задачи «дообучается» на относительно ограниченном наборе данных, а после обучения используется в сочетании с другими, более крупными и общими моделями. Это позволяет организовать «диалог моделей», в котором более общие модели могут компенсировать слабости предметно-ориентированной модели, но при этом извлекать пользу из её специфических знаний предметной области.

Похожим является использование моделей типа Mixture-of-Experts, где этот подход реализован в рамках одной объединяющей модели. Другие подходы включают предметно-ориентированное обучение, когда общая модель «дообучается» на специфичных для предметной области данных, и подходы с участием человека.

Высокое энергопотребление, высокие требования к оборудованию и медленное время обработки.

Обучение на больших массивах данных требует соответствующей технической инфраструктуры. Модели также могут предъявлять высокие требования к энергообеспечению во время эксплуатации. В то время как вычислительные мощности можно приобретать у облачных провайдеров, этот вариант неприемлем для многих компаний по соображениям защиты данных. Этую проблему можно решить путём уменьшения моделей с помощью различных методов компрессии моделей.

Дистилляция знаний (Knowledge Distillation) предполагает обучение меньшей модели воспроизводить поведение более крупной, предварительно обученной модели. Наконец, для сохранения малого размера моделей можно выбирать специальные архитектуры, например, MobileNets, SqueezeNet или EfficientNet, которые изначально оптимизированы для производительности и эффективности.

Высокая потребность в (размеченных) обучающих данных.

Генеративные модели ИИ необходимо обучать на очень больших наборах данных для достижения хороших результатов. Однако для конкретных случаев применения часто доступны лишь небольшие объёмы данных. Этой проблеме можно противостоять, предварительно обучая модели на свободно доступных данных и «дообучая» (тонко настраивая) их на предметно-ориентированных данных. Также количество данных можно увеличить с помощью аугментации данных. Для изображений это может достигаться, например, масштабированием, поворотом или добавлением шума. Люди также могут привлекаться для генерации данных с помощью подходов с участием человека (Human-in-the-Loop).

При использовании генеративного ИИ компании часто сталкиваются с серьёзными ограничениями в части доступного оборудования и обучающих данных. До недавнего времени место для хранения данных было ещё очень дорогим, и до того, как машинное обучение стало популярным, не было причин для масштабного и систематического сбора данных о производственных процессах или взаимодействиях с клиентами и их простого предоставления для анализа данных. В дополнение к техническим проблемам компании сталкиваются и с другими препятствиями.

В корпоративном контексте при работе с результатами систем генеративного ИИ необходимо проверять, какие требования предъявляются к фактической точности и прозрачности функционирования. Кроме того, необходимо определить, насколько большим должно быть контекстное понимание для конкретного случая использования. Это касается, например, количества токенов или страниц текста, которые языковая модель должна уметь обрабатывать, чтобы её можно было полезно применять в компании, например, для создания сводок. Особые компромиссы с корпоративной точки зрения также должны быть приняты в отношении функциональных требований. В рамках мониторинга используемой модели генеративного ИИ следует иметь эталонный набор данных. Он может использоваться для проверки моделей, используемых в основном внешними поставщиками, на предмет изменений в пригодности и производительности. Это позволяет компаниям отслеживать, остаются ли модели генеративного ИИ пригодными для использования. При эксплуатации моделей в компаниях также следует учитывать, что требования к размеру контекстного окна связаны с требованиями к оборудованию. Чем больше должно быть контекстное окно, тем больше и/или более быстрые аппаратные средства в виде GPU-чипов (графических процессоров) потребуются. В случае сомнений их, возможно, придётся приобретать дополнительную к модели. Ещё одной темой, о которой нельзя забывать при использовании генеративного ИИ в компаниях, является ИТ-безопасность. Новая

технология потенциально открывает новые уязвимости безопасности. Поэтому при внедрении генеративного ИИ следует проводить системный анализ рисков. В зависимости от конкретного случая применения возможен ряд атак. Например, если ИИ-чат-бот должен обрабатывать запросы клиентов, то пользователи с нежелательными намерениями могут через приложение генерировать вредоносный код или получать доступ к базам данных, запрашиваемым в фоновом режиме (так называемая инъекция промптов).

Федеральное ведомство по безопасности в области информационных технологий (Германия) выступает за следующие моменты, особенно при использовании больших языковых моделей (LLM) [2]:

Повышение осведомленности: пользователи должны быть проинформированы о возможностях и рисках генеративного ИИ, включая возможное дальнейшее использование данных, недостатки качества, возможности злоупотребления и векторы атак. Необходимы всестороннее информирование и обучение сотрудников.

Тестирование: LLM и основанные на них приложения должны быть тщательно протестированы перед внедрением.

Защита данных: обращение с конфиденциальными данными в LLM требует осторожности, поскольку вся информация, к которой имеет доступ модель, может быть показана пользователям. Соответственно, модели, обученные на чувствительных данных, следует обрабатывать с такой же осторожностью, как и сами чувствительные данные, и следует предотвращать необдуманный обмен метаданными модели.

Прозрачность: разработчики и операторы должны предоставлять исчерпывающую информацию, чтобы пользователи могли оценить пригодность модели.

Контроль: для предотвращения сомнительных и критических результатов следует внедрять специфичные для приложения фильтры для очистки входных и выходных данных. В зависимости от сферы использования должна быть возможность проверять результаты, сверять их с другими источниками и при необходимости дорабатывать, прежде чем LLM инициирует действия.

Качество данных: разработчики должны тщательно отбирать, получать и подготавливать обучающие данные, чтобы обеспечить наилучшую возможную работу модели. Хранение данных должно осуществляться с учётом чувствительности собранных данных.

Экспертиза: LLM предлагают разнообразные возможности применения и могут способствовать цифровизации. Следует наращивать практическую экспертизу, чтобы реалистично оценивать возможности и ограничения технологии. Это требует практических испытаний, например, через создание прототипов (Proof-of-Concepts) для некритичных случаев использования.

Наконец, также необходимо учитывать точку зрения сотрудников. Внедрение новых технологий, процессов и систем всегда сопряжено с риском столкнуться с сопротивлением персонала. Необходимость внедрения приложений генеративного ИИ часто изначально подвергается критическому анализу со стороны руководства и сотрудников. В то же время такие инструменты, как ChatGPT, быстро укоренились в повседневной жизни, и неавторизованное использование ИИ на рабочем месте стало настолько распространённым, что это явление получило собственное название: Shadow-AI («Теневой ИИ»). Этот термин описывает использование приложений ИИ сотрудниками вне официальных ИТ-правил компании без соответствующей проверки и одобрения. Согласно bitkom e.V., треть немецких компаний сообщают, что их

сотрудники используют частные аккаунты для применения ИИ-приложений – с высокой долей неучтённых случаев [1, с. 48].

Хотя такая практика на индивидуальном уровне может восприниматься как безобидная, на корпоративном уровне она несёт значительные риски. К ним относятся возможные нарушения предписаний по защите данных, а также риск попадания конфиденциальной информации в небезопасные системы.

Тем не менее, многие сотрудники прибегают к приложениям генеративного ИИ, чтобы сделать процессы более эффективными, облегчить выполнение задач или получить творческую поддержку. Чтобы компании могли использовать потенциал ИИ, не подвергаясь при этом рискам безопасности, крайне важно как можно раньше и активнее вовлекать сотрудников в процессы изменений, которые несут с собой приложения генеративного ИИ. Поэтому вместо общего запрета ИИ в центре внимания должна стоять разработка совместимых рамок для его использования. Один из путей для этого – предоставить сотрудникам возможность участвовать в формировании способа внедрения генеративного ИИ и активно реагировать на их запросы относительно приложений генеративного ИИ. Таким образом, запланированные сценарии использования ИИ-приложений могут тестироваться сотрудниками и оцениваться на предмет их практической пригодности и убедительности.

Необходимо учитывать, что обращение с приложениями генеративного ИИ сначала нужно освоить. Технология генеративного ИИ нова и постоянно развивается. Соответственно, важно, чтобы сотрудники могли ознакомиться с возможностями и ограничениями конкретных ИИ-приложений: где именно интеллектуальная система может поддержать и какие рабочие шаги остаются на их усмотрение. Это требует непрерывного дальнейшего обучения и усиления системы образования [7].

Потенциал применения генеративного ИИ в инженерных профессиях можно сформулировать в виде трех тезисов:

1. Повышение эффективности и автоматизация, особенно в области документации, а также при выполнении административных задач и осуществлении видов деятельности, выходящих за рамки собственного основного профиля.

2. Вспомогательная функция в процессах разработки, в поддержке и упрощении аналитических и проектных процессов. Например, генеративный ИИ позволяет проводить проверку проектов на соответствие требованиям или взаимодействовать с данными на естественном языке.

3. Скептицизм в отношении полной автоматизации, так как по мнению опрошенных, окончательный контроль над результатами, генерируемыми ИИ, должен оставаться за человеком.

Проблемы и ограничения применения генеративного ИИ в инженерных профессиях видятся в следующем:

1. Недостаточная прозрачность, так как генеративный ИИ не всегда может объяснить, как он пришёл к тому или иному решению, что затрудняет проверку обоснованности решений. Интеграция в процессы должна, соответственно, гарантировать возможность проверки человеком результатов работы ИИ.

2. Доступность данных и защита данных, так как использование генеративного ИИ требует данных, которые для специализированных приложений во многих инженерных дисциплинах сначала необходимо предоставить. Для этого особенно хорошо подходят системы ИИ, устанавливаемые локально в компаниях. При использовании систем необходимо соблюдать требования защиты данных и интеллектуальной собственности.

3. Скептическое отношение или неприятие со стороны персонала, в преодолении которых хорошо зарекомендовали себя участие в форматах вовлечения и выявление конкретных потенциальных областей применения.

В качестве рекомендаций к действию следует применять такие меры, как:

1. Целенаправленная интеграция ИИ в инженерные процессы. Инженерам следует активно использовать технологию в качестве поддержки в проектных и административных процессах, не отказываясь, однако, от своей контролирующей функции.

2. Целенаправленное накопление опыта. Необходимо экспериментировать с системами ИИ гибкими методами. Для этого требуются соответствующие стратегические решения в области исследований и разработок.

3. Формирование специфических компетенций в области ИИ. Компаниям следует целенаправленно инвестировать в повышение квалификации, чтобы подготовить специалистов к внедрению и оценке систем ИИ.

Исследование показывает, что генеративный ИИ уже сегодня широко используется и востребован. Однако его полный потенциал раскроется лишь в ближайшие годы. Решающим для успеха станет целенаправленное применение технологии и создание условий, гарантирующих как инновации, так и безопасность.

Результаты данного исследования наглядно показывают, что инженерная профессия под влиянием генеративного ИИ глубоко изменится.

Анализ современного уровня техники показывает, что возможности генеративного ИИ ещё требуют усовершенствования и адаптации к практическим нуждам. При этом инженеры уже сегодня используют генеративный ИИ для решения разнообразных задач. Будучи легкодоступным инструментом, соответствующие модели позволяют сотрудникам находить новые пути в своей работе и разрабатывать креативные решения. Однако следует осознавать, что решения проблем по-прежнему будут основываться на человеческом интеллекте, креативности и, прежде всего, межличностном сотрудничестве. Генеративный ИИ может стать ценной поддержкой и служить инструментом для более эффективного решения сложных проблем. В то же время использование этой технологии создаёт новые вызовы, которые можно преодолеть только совместными усилиями и твёрдой волей к сотрудничеству. Для этого необходимы человеческие усилия, а также осознание целенаправленного и ответственного использования технологии.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Künstliche Intelligenz in Deutschland. Perspektiven aus Bevölkerung & Unternehmen // Bitkom e. V. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.bitkom.org/sites/main/files/2024-10/241016-bitkom-charts-ki.pdf> (дата обращения: 23.12.2025).

2. Generative KI-Modelle: Chancen und Risiken für Industrie und Behörden // Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik [Электронный ресурс]. – URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/KI/Generative_KI-Modelle (дата обращения: 23.12.2025).

3. Heaven W.D. This avocado armchair could be the future of AI / W.D. Heaven // MIT Technology Review [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.technologyreview.com/2021/01/05/1015754/avocado-armchair-future-ai-openai-deep-learning-nlp-gpt3-computer-vision-common-sense/> (дата обращения: 23.12.2025).

4. Improving Language Understanding by Generative Pre-Training / A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, I. Sutskever. – URL: https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf (дата обращения: 23.12.2025).

5. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models / R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz [et al.] // arXiv [Электронный ресурс]. – URL: <http://arxiv.org/pdf/2112.10752> (дата обращения: 23.12.2025).

6. KI und Arbeitsmarkt – welche Effekte sind zu erwarten? // Science Media Center Germany [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.sciencecenter.de/alle-angebote/science-response/details/news/ki-und-arbeitsmarkt-welche-effekte-sind-zu-erwarten/> (дата обращения: 23.12.2025).

7. MVDream: Multi-view Diffusion for 3D Generation / Y. Shi, P. Wang, J. Ye [et al.] // arXiv [Электронный ресурс]. – URL: <http://arxiv.org/pdf/2308.16512> (дата обращения: 23.12.2025).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Алференко Елена Вячеславовна, кандидат филологических наук, доцент, Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Россия.

e-mail: Elena_alferenko@mail.ru