



Применение искусственного интеллекта и машинного обучения для BIM

П.А. Пичугов¹, С.Г. Шабиев²✉^{1,2}Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия

Аннотация. Контроль качества является неотъемлемым компонентом процессов информационного моделирования зданий в архитектурном проектировании. На каждом этапе жизненного цикла объекта требуется систематический сбор и мониторинг ключевых показателей. Технология BIM, основанная на интенсивном использовании данных, предполагает применение сложных вычислительных методов, таких как обработка изображений и анализ больших массивов информации. В этом контексте искусственный интеллект и машинное обучение доказали свою эффективность в автоматизации задач и извлечении ценных инсайтов как в России, так и за рубежом. Эти технологии также позволяют прогнозировать необходимость технического обслуживания и контроля качества с высокой точностью, определяя оптимальные временные и пространственные параметры. В данной статье проводится анализ современных подходов к интеграции искусственного интеллекта и машинного обучения в архитектурном проектировании, а также обсуждаются перспективы и вызовы, связанные с внедрением этих технологий в архитектурное проектирование, строительство и ландшафтный дизайн. Цель исследования — сформировать комплексное представление о текущих потребностях архитектуры и отрасли строительства и влиянии искусственного интеллекта и машинного обучения на их развитие, а также определить направления для дальнейших научных изысканий. Особое внимание уделяется оперативным системам, способным решать сложные задачи и обучаться на основе данных, что обеспечивает высокую точность в выявлении закономерностей и прогнозировании жизненного цикла объектов, особенно при обработке значительных объемов информации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, информационное моделирование зданий, цифровой двойник, «умное» здание, индустрия 5.0

Для цитирования: Пичугов П.А., Шабиев С.Г. Применение искусственного интеллекта и машинного обучения для BIM // Известия вузов. Инвестиции. Строительство. Недвижимость. 2025. Т. 15. № 3. С. 586–599. <https://doi.org/10.21285/2227-2917-2025-3-586-599>. EDN: SCUGCI.

Original article

Application of artificial intelligence and machine learning for BIM

Pavel A. Pichugov¹, Salavat G. Shabiev²✉^{1,2}South Ural State University, Chelyabinsk, Russia

Abstract. Quality control is an integral component of building information modeling processes in architectural design. At each stage of the facility's life cycle, systematic collection and monitoring of key indicators is required. BIM technology, based on the intensive use of data, involves the use of complex computational methods such as image processing and analysis of large amounts of information. In this context, artificial intelligence and machine learning have proven effective in automating tasks and extracting valuable insights both in Russia and abroad. These technologies also make it possible to predict the need for maintenance and quality control with high accuracy, determining optimal time and spatial parameters. This article analyzes modern approaches to the integration of artificial intelligence and machine learning in architectural design, and discusses the prospects and challenges associated with the implementation of these technologies in architectural design, construction and landscape design. The purpose of the study is to form a comprehensive understanding of the current needs of architecture

and the construction industry and the impact of artificial intelligence and machine learning on their development, as well as to identify areas for further scientific research. Special attention is paid to operational systems capable of solving complex tasks and learning from data, which ensures high accuracy in identifying patterns and predicting the life cycle of objects, especially when processing significant amounts of information.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, building information modeling, digital twin, smart building, Industry 5.0

For citation: Pichugov P.A., Shabiev S.G. Application of artificial intelligence and machine learning for BIM. *Proceedings of Universities. Investment. Construction. Real estate*. 2025;15(3):586-599. (In Russ.). <https://doi.org/10.21285/2227-2917-2025-3-586-599>. EDN: SCUGCI.

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы внедрение инновационных технологий в управление зданиями и ландшафтными проектами стало катализатором значительных преобразований в строительной отрасли. Среди ключевых инструментов, определяющих этот прогресс, выделяются информационное моделирование зданий (BIM) и искусственный интеллект (ИИ). Эти технологии, опираясь на обработку больших объемов данных, способствуют повышению точности и эффективности процессов проектирования, строительства и эксплуатации объектов на глобальном уровне. Исторически концепция BIM зародилась в 1960-х гг., в то время как основы ИИ были заложены еще в 1950-х. Сегодня обе технологии достигли высокого уровня и активно применяются в реализации масштабных проектов [1].

МЕТОДЫ

Методы машинного обучения (ML), включая алгоритмы глубокого обучения, играют основную роль в обработке сложных данных, что делает их незаменимыми в строительной индустрии. Внедрение таких технологий перестало быть опциональным и стало необходимостью, как и в других секторах экономики. Развитие ИИ открывает новые возможности для повышения эффективности строительных процессов через интеллектуальные решения. Одной из ключевых задач данной статьи является анализ перспектив интеграции BIM и цифровых двойников с достижениями в области ИИ. Особое внимание уделяется тому, как эти технологии могут трансформировать процессы проектирования, строительства и эксплуатации зданий.

Цель данного обзора – исследовать влияние современных инструментов, таких как BIM и ИИ, на ландшафтный дизайн и строительство. Для этого необходимо рассмотреть историю и эволюцию этих концепций, а также их практическое применение в различных проектах. Во введении представлены теоретические

основы обеих технологий, включая принципы функционирования ИИ, его типы и наиболее востребованные подходы в строительной и ландшафтной сферах. Это позволяет глубже понять синергию между технологиями и их потенциал для повышения качества и эффективности проектов.

Взаимодействие ИИ и BIM оказывает существенное влияние на отрасль, способствуя переходу от традиционных моделей контрактов к интегрированным подходам. В таких моделях специалисты из различных областей совместно работают над взаимодополняющими BIM-моделями, которые динамически обновляются в процессе реализации проекта.

Современные технологии, такие как дополненная реальность, облачные вычисления, генеративный дизайн и виртуальное проектирование, а также актуальные тренды в строительстве, играют важную роль в эволюции BIM. Дальнейшее изучение интеграции BIM с передовыми технологиями способно радикально изменить подходы к проектированию, строительству и управлению объектами, что может привести к более рациональному использованию ресурсов и улучшению качества жизни в урбанизированных и природных средах. Исследование таких интеграций открывает путь к созданию устойчивых и адаптивных решений в архитектуре и строительстве, что делает данную тему перспективной для будущих научных и практических изысканий.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Основные принципы информационного моделирования зданий

Ключевым элементом концепции BIM является управление информацией, а именно обмен структурированными данными. В рамках этой концепции дополнительные негеометрические данные, такие как технические характеристики материалов, гарантийные сроки, показатели огнестойкости и устойчивости к коррозии, становятся неотъемлемой частью модели. В качестве примера можно привести

проект строительства жилого комплекса в Сингапуре, где BIM использовался для интеграции данных о свойствах бетона и стали. Это позволило оптимизировать выбор материалов и снизить затраты на строительство.

BIM представляет собой инновационную технологию, которая создает виртуальное пространство, точно воспроизводящее строительный проект. Эта цифровая модель формируется с применением передовых методов компьютерного моделирования, таких как Autodesk Revit и ArchiCAD. По завершении процесса проектирования информационная модель включает в себя не только детальную геометрию с характеристиками, но и обширный объем данных, необходимых для планирования, закупки материалов, производства и строительства. Примером успешного применения BIM может служить проект аэропорта в г. Ставангере (Норвегия), где использование обширной информационной модели позволило скоординировать работу подрядчиков и сократить сроки строительства на 20 %.

BIM-модель может быть использована для последующей эксплуатации и технического обслуживания объекта после завершения строительства. Например, в лондонском небоскребе The Shard BIM-модель интегрирована с системой управления зданием, что позволяет отслеживать энергопотребление и планировать ремонтные работы.

Одной из наиболее перспективных технологий, способных трансформировать BIM, является ML. Она включает разработку алгоритмов, которые обучаются на данных и делают прогнозы без явного программирования. Например, в проекте строительства моста в Нидерландах ML использовался для анализа данных о нагрузках и прогнозирования износа материалов, что позволило оптимизировать конструкцию и снизить затраты на обслуживание. В г. Сомервилль, штат Массачусетс, представлен успешный пример применения ИИ для оптимизации управления энергопотреблением. В рамках проекта IBM AI for Cities используются передовые технологии искусственного интеллекта для анализа данных из разнообразных источников, включая показатели энергопотребления муниципальных зданий и метеорологические данные.

Например, ИИ-алгоритмы анализируют данные о материалах и их свойствах. Так, в работе по обнаружению материалов с помощью машинного обучения с использованием неудачных экспериментов [2, 21] и улучшению прогнозирования свойств и оптимизации процессов производства строительных материалов с помощью машинного обучения [3, 19, 20]

показаны перспективные подходы, основанные на машинном обучении. Следовательно, экологичные строительные материалы могут еще больше снизить затраты на техническое обслуживание, замену в течение всего срока службы здания и обеспечить энергосбережение. В период, когда волатильность цен на энергоносители значительно возрастает, новые материалы могут снизить эксплуатационные расходы и затраты на коммунальные услуги, повысить эффективность систем отопления и охлаждения и минимизировать отходы.

Так, основными проблемами является сбор и анализ больших объемов данных [22]. Поэтому возможности интеграции искусственного интеллекта и машинного обучения помогают анализировать большие объемы данных, выявлять закономерности и предсказывать проблемы до их возникновения. В работе [4] приведено множество примеров обработки и анализа больших объемов данных.

Нейронные сети и искусственный интеллект

ИИ представляет собой одну из наиболее прогрессивных технологий, активно трансформирующих различные отрасли, включая строительство и архитектурное проектирование. В контексте информационного моделирования зданий ИИ открывает новые горизонты для оптимизации процессов проектирования, управления и эксплуатации объектов. Например, в работе [5] предлагаемая методология представляет собой синергетическое объединение алгоритмов оптимизации роя частиц (PSO) с информационным моделированием зданий в рамках визуального программирования с использованием платформы Dyalo. Данная интеграция предоставляет возможность разработки оптимизированных двумерных макетов, которые затем трансформируются в детализированные трехмерные модели BIM. Сочетание этих технологий не только способствует проведению содержательных дискуссий и принятию обоснованных решений на ранних этапах проектирования, но и позволяет эффективно использовать преимущества BIM в таких областях, как обнаружение коллизий, расчет объемов и визуализация проектных решений. Внедрение концепции цифровых двойников (DT) расширяет функциональные возможности системы, обеспечивая мониторинг в реальном времени и непрерывную оптимизацию процессов, что позволяет динамически адаптировать объект к актуальным условиям и изменяющимся требованиям.

Алгоритм PSO был тщательно разработан для обработки входных данных и для со-

здания оптимизированных 2D-макетов, объединяющих наилучшие глобальные позиции для каждой комнаты будущего проекта с указанием соответствующих систем координат x и y . Программные компоненты, необходимые для выполнения этих важных функций, представлены следующим образом:

- редактор PyChart, в основном используемый для разработки алгоритма оптимизации на языке программирования Python;
- Autodesk Revit, который служит основным программным обеспечением BIM;
- Dynamo, расширение для визуального программирования, легко интегрируемое в Revit и расширяющее его возможности.

Исследование [6], посвященное использованию данных электронных медицинских карт для прогнозирования потоков пациентов и оптимизации планировки помещений, свидетельствует о тесной взаимосвязи между проектированием медицинских учреждений на основе данных и эффективным планированием помещений. Следует отметить, что исследование было посвящено прогнозирующему моделированию на основе ИИ, но основное внимание уделяется взаимодействию и инте-

грации различных источников данных, а также более широкой концепции совместимости данных. В этом контексте данные играют важную роль в качестве основного источника входных данных для алгоритма PSO. Их использование для различных сценариев и интеграционных процессов подтверждает слаженную интеграцию технологии BIM, что еще больше показывает важность их совместимости в этом контексте. Этот подход направлен на демонстрацию потенциала беспрепятственного обмена данными и их интеграции при проектировании общественных учреждений, что способствует всестороннему пониманию нюансов и взаимосвязей в управлении и проектировании. Использование ИИ в режиме реального времени позволяет расширить возможности BIM, добавляя временные параметры и затраты. Эти технологии ускоряют обработку данных, что способствует более точной визуализации BIM и упрощает работу с инструментами. Например, платформа Autodesk BIM 360 использует ИИ для анализа данных о строительных процессах, что позволяет выявлять потенциальные риски и предлагать решения в режиме реального времени (рис. 1).

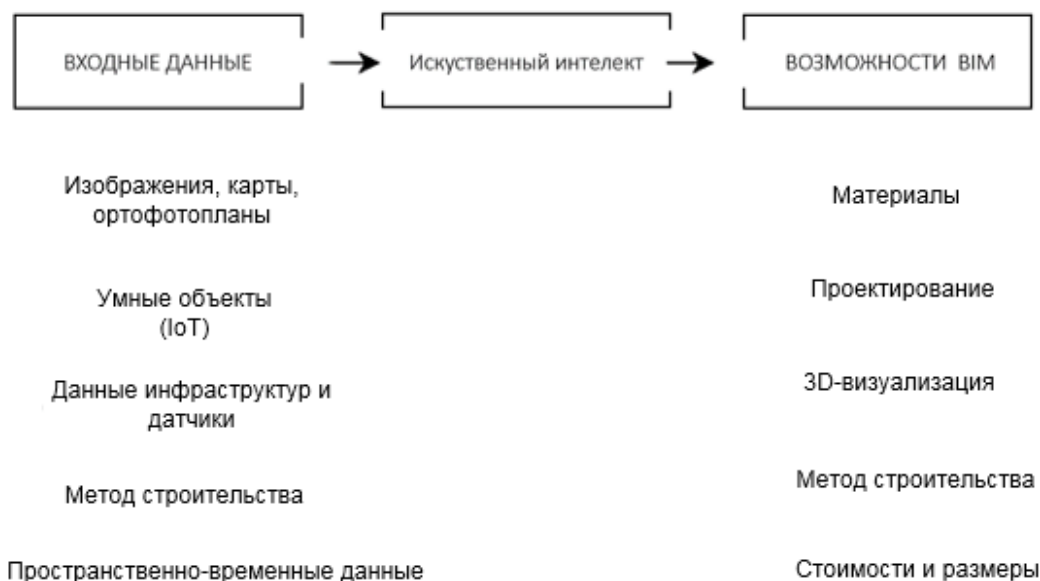


Рис. 1. Схема интеграции и расширения возможностей BIM
Fig. 1. Scheme of integration and expansion of BIM capabilities

ИИ открывает широкие перспективы для управления строительными проектами, предоставляя инновационные инструменты и возможности. Одним из ключевых направлений применения ИИ в строительстве является использование геопространственных данных, информации в реальном времени и исторических данных, что позволяет создавать точные

прогнозы и упрощать управление объектами [7]. С помощью экспертных систем, основанных на искусственном интеллекте, становится возможным проектирование инфраструктуры с учетом ландшафтных особенностей в рамках BIM, что способствует эффективному планированию и составлению графиков. ИИ способен имитировать действия человека-

эксперта, применяя аналогичное представление знаний и методы машинного обучения. Это позволяет воспроизводить когнитивные процессы человека при обработке больших объемов информации.

Данные о затратах, полученные с помощью ИИ, могут быть использованы для обоснования решений в области эксплуатации и технического обслуживания. Все приведенные примеры наглядно демонстрируют то, как искусственный интеллект способствует принятию решений, прогнозированию и планированию. Сотрудничество между различными спе-

циалистами – архитекторами, инженерами, строителями и владельцами индустрии архитектуры, проектирования, строительства и эксплуатации (АЕСО) – становится более эффективным благодаря интеграции данных в технологии информационного моделирования зданий и их использованию на строительных площадках.

Интеграция данных в BIM предоставляет АЕСО доступ к актуальной информации, что способствует более обоснованному принятию решений и улучшению координации между участниками проекта (рис. 2).

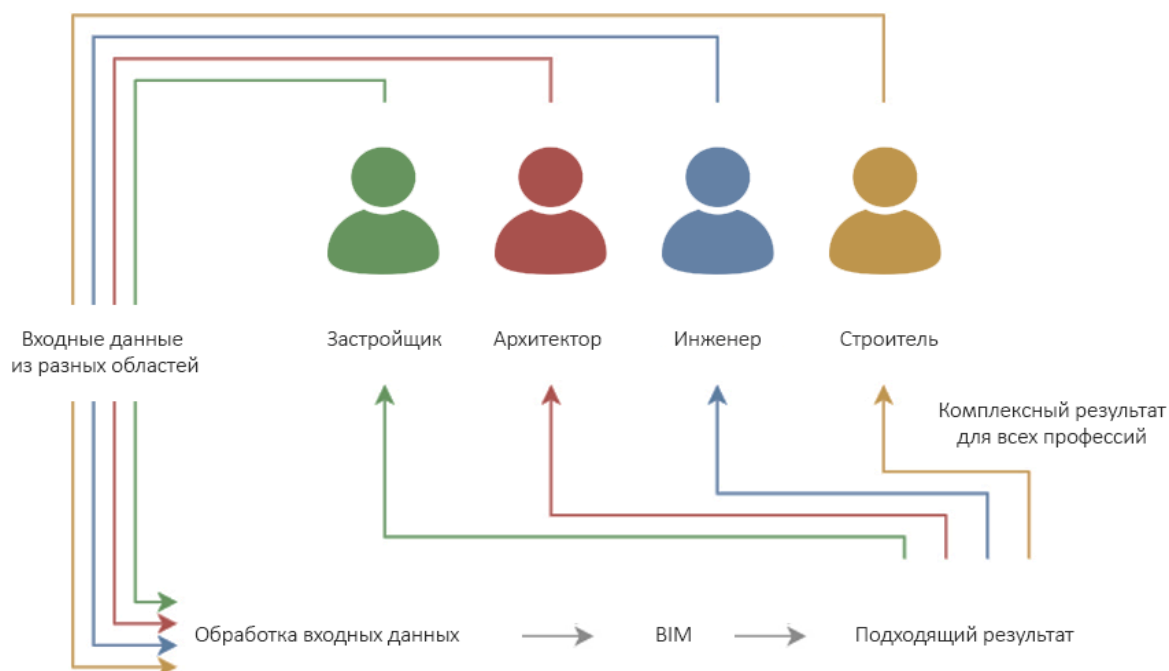


Рис. 2. Сотрудничество между различными командами с BIM
Fig. 2. Collaboration between different BIM teams

Индустрия архитектуры, проектирования, строительства и эксплуатации переживает стремительное развитие, определяемое технологическими достижениями и уроками, извлеченными из пандемии COVID-19. Применение методов ИИ, BIM и интернета вещей (IoT) способствует модернизации отрасли, позволяя создавать более надежные, автоматизированные, самообучающиеся, экономичные и рентабельные процессы на всех этапах жизненного цикла «умного» здания или города.

Концепция цифровых двойников, появившаяся недавно, представляет собой потенциальное решение для оптимизации сектора АЕСО [8, 23], направленное на достижение необходимой киберфизической интеграции. В исследовании, основанном на систематическом обзоре, разрабатываются и предлагаются

теоретические модели, рассматривающие эволюцию цифровых двойников в контексте BIM, передовых технологий, платформ и приложений на всех этапах жизненного цикла проекта.

Концепция BIM активно развивается благодаря технологическим достижениям, что делает ее сопоставимой с подготовкой цифрового двойника. Технология BIM предоставляет возможность для визуальной трехмерной коммуникации, которая может быть использована в рамках цифрового двойника. Кроме того, интеграция BIM и IoT позволяет осуществлять мониторинг в режиме реального времени, создавая активную модель для использования в качестве приложения ДТ в строительной отрасли [9]. Это может быть полезно при выборе материалов, управлении энергопотреблением и выборе поставщиков.

BIM также можно использовать для принятия проектных решений на ранних стадиях, включая анализ осуществимости проекта, энергетический анализ и вопросы устойчивого развития. Это служит руководством для подготовки к строительству.

Благодаря накопленному опыту в области BIM, он стал предметом многочисленных исследований по применению цифровых технологий в отрасли AECO, особенно на начальных этапах жизненного цикла проекта. Наконец несмотря на то, что концепция цифровых двойников обладает значительным потенциалом для улучшения городской среды в целом, моделирование городов представляет собой сложную задачу, поскольку они являются сложными системами, состоящими из динамично взаимодействующих инфраструктур и населения, подверженных влиянию разнообразных внешних факторов, таких как атмосферные, гидрологические, социально-экономические и др.

В контексте исследования и разработки цифровых двойников возникает еще одна серьезная проблема: необходимость создания динамичных и взаимосвязанных веб-сред, объединяющих в себе IoT, BIM и ИИ для обеспечения более эффективной работы, ориентированной на человека. Это особенно актуально для цифровых двойников и ИИ, ориентированного на человека, которые являются ключевыми компонентами интеллектуальной отрасли AECO.

Таким образом, внедрение новых технологий «Индустрии 5.0» может способствовать решению некоторых из этих проблем. В рамках данной программы происходит более слаженное взаимодействие между людьми и роботами, что приводит к острой необходимости гуманизации отрасли, а также к решению проблем устойчивого развития и жизнестойкости. Сочетание цифровых технологий, ИИ и человеко-ориентированных подходов определит будущее отрасли AECO, откроет широкие перспективы для исследований. Это указывает на то, что использование цифровых двойников в строительной отрасли еще находится на начальном этапе и для разработки программы будущих исследований необходимо более глубоко изучить современные передовые технологии.

Во время исследования были рассмотрены теоретические модели, которые описывают эволюцию цифровых двойников в контексте BIM, передовых технологий, платформ и приложений на всех этапах жизненного цикла проекта. Проведенный анализ показал высо-

кий потенциал цифровых двойников как комплексного подхода к планированию, управлению, прогнозированию и оптимизации проектов AECO. Их применение может способствовать достижению большего количества целей устойчивого развития. Однако результаты исследования основаны на теоретических предположениях, которые не были проверены на практике. Концепция исследования служит отправной точкой для дальнейших количественных исследований. Для подтверждения теоретических основ потребуются дополнительные исследования, включая интервью с экспертами и анализ существующих тематических исследований.

Диффузионные модели стали настоящим прорывом в области создания произведений искусства с использованием ИИ. Впервые они были представлены в работе [10], основанные на принципах неравновесной термодинамики. Диффузионные модели опираются на структуру глубокой нейронной сети (DNN), при этом выделяется два ключевых аспекта:

1. Последовательное удаление информации, содержащейся в изображении, методом интеграции белого шума на этапе прямой диффузии.

2. Восстановление удаленной информации на этапе обратной диффузии за счет переобучения DNN.

В результате получается изображение, содержащее часть исходной информации, включая стиль и цвет, а также новую информацию, связанную с тегами, описывающими изображение. Поскольку DNN обучен исключительно на исправлении небольших фрагментов утраченной информации на изображении, подход к генерации данных становится более стабильным и позволяет эффективно решать основную проблему, возникающую при использовании традиционных методов, направленных на создание всего образа с нуля, что часто приводит к сбоям в процессе. Затем этот процесс повторяется с различными уровнями, что позволяет устранить ограничения. Согласно этому процессу глубокая нейронная сеть может восстанавливать только потерянную информацию. Поэтому можно создавать новые изображения в очень низком разрешении, а затем последовательно восстановить их до высокого качества. Данный подход также позволяет глубоким нейронным сетям специализироваться на различных визуальных аспектах в зависимости от уровня разрешения и размера изображения. Например, слои с низким разрешением позволяют анализировать композицию изображения, средние слои

представляют форму объекта, а слои с высоким разрешением – поверхность объекта, материалы и цвета. Эта концепция диффузии впоследствии была использована для разработки архитектур нейронных сетей, способных использовать обратную диффузию (или шумоподавление) для создания высококачественных изображений на основе зашумленных входных данных. В настоящее время данная концепция находит широкое применение не только в области генерации изображений, но и в обработке естественного языка, видео и 3D-моделей, а также в задачах определения позы, моделирования временных рядов и других областях.

Ранее для настройки этих моделей и достижения желаемых результатов требовались специальные знания. Однако более поздние разработки, такие как модель GLIDE от OpenAI, включают кодер, способный принимать произвольное текстовое приглашение пользователя и создавать допустимую кодировку текста. Это может быть использовано в модели connected diffusion. Архитектура, о которой идет речь, включает в себя вторую модель, которая значительно улучшает результаты диффузионной модели. В большинстве современных коммерческих моделей применяется метод контрастного обучения на основе предварительной подготовки изображений, архитектура которого описана в работах [11, 12]. Он отвечает за обучение кодировщика и определение того, как используются текстовые кодировки. Он также привязан к определенным частям изображения в модели пространства.

С этого момента каждая платформа может иметь незначительные различия в модели и архитектуре кодировщика. В данной модели используется кодировщик unClip – двухэтапная модель для генерации изображений по тексту, которая включает в себя кодировщик изображений. Он кодирует текстовые и визуальные данные, объединяя их в единое представление пространства [13].

В ходе исследования, посвященного использованию генеративных языковых моделей в архитектуре, авторы [14] разработали систематическую грамматику для применения DALL-E в процессе создания изображений в контексте городского планирования. Они создали обширный набор изображений, на которых продемонстрировали способность модели генерировать множество реалистичных изображений. Следует обратить внимание, что при попытке создать сложную сцену с большим количеством деталей модель показывает определенные ограничения.

В работе [15] представлен анализ результатов лабораторного исследования, в котором приняли участие 17 студентов-архитекторов. Целью исследования было изучение процесса использования генеративных моделей для создания образов в архитектурном творчестве. Авторы отмечают, что, несмотря на потенциальную полезность результатов исследования, существуют проблемы, с которыми сталкиваются архитекторы при использовании подобных моделей. К ним относятся получение непредвиденных результатов и поиск подходящих подсказок. Результаты масштабных исследований [16] демонстрируют, что для создания качественных подсказок пользователи должны пройти через ряд этапов.

Модели диффузии способны создавать изображения в том стиле, которому они были обучены. Интегрированные модели диффузии, такие как Midjourney и Stable Diffusion, обычно обучаются на обширных базах данных, собранных из интернета. Однако в этих наборах данных недостаточно примеров, относящихся к конкретным задачам, например, к разработке поэтажных планов. Из-за этого модели не могут быть эффективно адаптированы для создания подобных изображений.

Чтобы достичь высококачественных результатов, необходимо специализировать модель для конкретной области применения. Создание такой специализированной модели может оказаться дорогостоящим процессом. Например, для обучения стабильной диффузии на 160 млн изображений [17, 28] требуется 150 000 ч учебного времени. Новое поколение диффузионных моделей позволяет усовершенствовать эти интегрированные модели с помощью небольшого количества примеров для новой предметной области, что называется точной настройкой или обучением с помощью нескольких шагов. Для этого существуют различные подходы. Один из них заключается в повторном обучении всей диффузионной модели на основе нового набора данных и уточнении весов в глубокой нейронной сети. Это создает вариант исходной федеративной диффузионной модели, которая имеет тот же размер, что и исходная сеть, и требует значительных вычислительных затрат для уточнения всех весовых коэффициентов в DNN. Для предотвращения этого в других подходах вводятся новые уровни в модель федеративной диффузии, при этом изменяется только их вес. Этот метод позволяет уменьшить размер модели и ускорить процесс обучения. Исходная федеративная модель остается неизменной, требуется лишь тонкая настройка меньшего количества

параметров. Дополнительные слои позволяют моделям осваивать новые функции, такие как преобразование контурных набросков в полноценные изображения. Окончательный подход к точной настройке модели заключается не в изменении самой DNN, а в модификации входного вектора из приглашения. Текстовое приглашение, передаваемое в diffusion model, необходимо преобразовать в числовой вектор, который будет использоваться в качестве входного слоя для DNN [18]. В процессе точной настройки значения этого вектора для встраивания слов изменяются. Этот процесс называется текстовой инверсией. Преимущество этого подхода заключается в его высокой

скорости обучения и получении в результате небольшой, точно настроенной модели, содержащей только измененный вектор для встраивания слов.

Одна из целей данной статьи заключается в определении того, каким образом инструменты генеративного ИИ могут быть полезны практикующим специалистам в их повседневной работе над проектами, а также возможного использования в BIM.

Идеализированные рабочие процессы, которые наиболее полно раскрывают потенциал инструментов генеративного ИИ в процессе проектирования, представлены на рис. 3.



Рис. 3. Концепция идеального интегрированного рабочего процесса для проектирования с применением искусственного интеллекта
Fig. 3. The concept of an ideal integrated workflow for AI-enabled design

В рамках данного рабочего процесса проектировщик использует текстовый интерфейс или интерфейс преобразования речи в текст для указания ключевых слов, описывающих целевой дизайн.

В качестве альтернативы пользователь может составить приблизительный план, чтобы представить общую форму более сложных задач планирования. Система ИИ уточняет эти исходные данные, формируя вопросы для сбора дополнительных требований и прояснения неопределенностей в диалоге с пользователем. Эти требования могут включать в себя функциональные, нефункциональные, стилистические или вычислительные ограничения. Затем система генерирует несколько вариантов дизайна, используя объединенную модель, проверяет и ранжирует их, позволяя пользователю выбрать наилучший вариант. Итоговый дизайн должен быть экспортирован в BIM-модель, которую пользователь сможет легко импортировать в свои инструменты для дальнейшего использования.

Данный рабочий процесс основан на общих принципах работы с диффузионными моделями. Он также может быть полезен в области гражданского строительства, поскольку предоставляет пользователю несколько способов управления процессом проектирования, начиная с определения и уточнения требований и заканчивая редактированием деталей модели. Современные модели диффузии уже способны генерировать планы, а результаты могут быть значительно улучшены за счет тонкой настройки.

Предложенное семантическое кодирование позволило повысить достоверность сгенерированных значений.

Однако некоторые недостатки современных моделей диффузии связаны с отсутствием семантического понимания, из-за чего генеративные планы требуют ручной доработки проектировщиками. ИИ можно использовать для анализа данных с датчиков, собираемых системами мониторинга состояния конструкций (SHM) в режиме реального времени. Это

позволяет заблаговременно выявлять потенциальные проблемы и своевременно проводить техническое обслуживание и ремонт. Ключевым технологическим решением для достижения этих целей является мониторинг состояния конструкций [26].

Эта система разработана для упрощения перехода от традиционного выявления повреждений к более оперативной оценке состояния в режиме реального времени.

Следовательно, SHM представляет собой стратегию, позволяющую осуществлять длительное наблюдение за состоянием конструкции с помощью различных устройств для непрерывного измерения. Реакцию зданий на различные воздействия можно прогнозировать без необходимости каждый раз проводить сложные симуляции.

Это позволит быстрее и эффективнее отслеживать их состояние, особенно в районах, подверженных землетрясениям или сильным ветрам. С помощью такого моделирования инженеры могут с высокой точностью определять фактическое поведение здания.

Таким образом, проблемы можно выявлять на ранней стадии. Эта модель помогает поддерживать безопасность зданий в течение

длительного времени, поскольку она способна справляться с новыми и непредвиденными ситуациями.

Такой подход позволяет инженерам лучше обслуживать здания, снижая риск пропуска структурных проблем. Интеграция этой модели в системы мониторинга стала бы надежным и практичным способом защиты высотных зданий.

Эффективность машинного обучения для приложений SHM особенно важна в решении двух важнейших задач: доступности данных и интерпретируемости модели. Интеграция параметрического моделирования, анализа методом конечных элементов и MOGA обеспечила качество набора данных.

Использование нейронных сетей Long Short-Term Memory – один из типов рекуррентных нейронных сетей, которые используются для анализа текста, звука, видео и другой информации, имеющей последовательную структуру, известных своей способностью обрабатывать данные временных рядов, обеспечило большую интерпретируемость по сравнению с более сложными моделями, такими как глубокие сверточные нейронные сети.

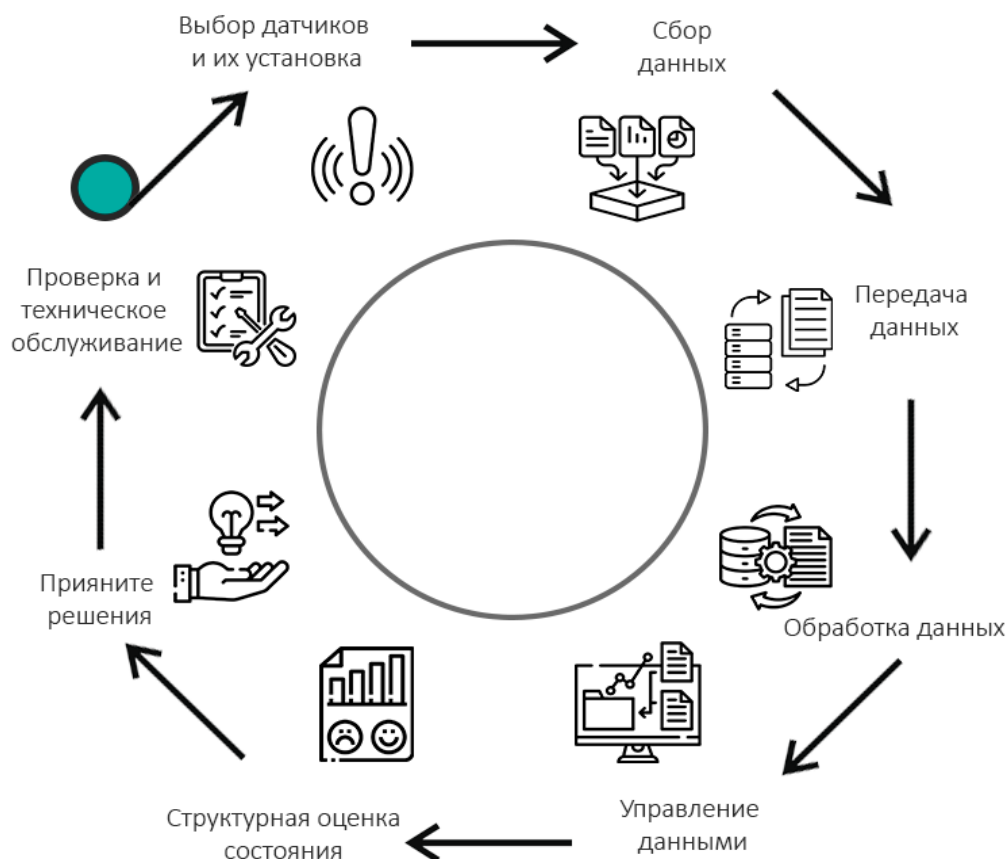


Рис. 4. Типичные компоненты мониторинга работоспособности структуры
Fig. 4. Typical components of structure health monitoring

Это передовые нейронные сети, которые используют несколько слоев сверточных операций для автоматического обучения и извлечения признаков из структурированных данных, таких как изображения.

По мере развития сенсорных технологий, методов анализа методом конечных элементов и алгоритмов машинного обучения будут появляться более сложные системы сверточных нейронных сетей, обеспечивающие безопасность и устойчивость высотных зданий в городской среде.

Система управления проектами на основе BIM также позволяет изменять важную информацию. Для улучшения взаимодействия между командами можно добавить другие технологии, например, веб-платформу BIM для доступа к важной информации и обмена ею в режиме реального времени.

Для обновления BIM требуются специальные знания, если пользователь допустит ошибку, неверная информация может быть передана другим командам. Поэтому для упрощения процесса добавления новой информации в модель используется программирование на естественном языке [29].

Процессы BIM и цифрового моделирования являются отличной поддержкой, упрощающей процесс и коммуникацию между различными командами в отсутствие квалифицированных специалистов или системы мониторинга.

Растущая эффективность обработки данных по мере их постепенной интеграции в процесс BIM позволяет предположить, что это улучшит совместную работу.

Более тесная интеграция таких технологий, как IoT, виртуальная реальность, ИИ и облачные хранилища, может обеспечить более глубокое понимание возможностей для улучшения управления геопространственными данными и «умными» зданиями. Новые технологии и их автоматизация упрощают разработку BIM и ее интеграцию. Они включают в себя широкий спектр методологий и подходов, использующих достижения в нескольких областях исследований.

Сочетание нескольких технологий может привести к снижению энергетических и финансовых затрат, а также экономии времени при реализации проектов.

Технология BIM использует передовые компьютерные технологии для повышения уровня проектирования в строительной от-

расли, сокращая при этом затраты на строительство и потребление энергии. Она требует большей вычислительной мощности, что влечет за собой дополнительные расходы.

Первоначальные затраты выгодны для отрасли, особенно в долгосрочной перспективе, поскольку позволяют ограничить колебания затрат на будущих этапах строительства и сократить ненужные расходы, что ускоряет реализацию проекта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интеграция ИИ и машинного обучения в AECO открывает новые горизонты для проектирования, строительства и эксплуатации зданий в эпоху «Индустрии 5.0».

Применение нейронных сетей и алгоритмов оптимизации, таких как PSO, в сочетании с BIM позволяет создавать цифровые двойники, которые не только отражают физические характеристики объектов, но и адаптируются к динамическим условиям эксплуатации.

Например, нейронные сети демонстрируют высокую эффективность в прогнозировании нагрузок на конструкции и оптимизации энергопотребления, в то время как PSO обеспечивает поиск оптимальных архитектурных решений, сокращая время проектирования на 20–30 %.

Внедрение IoT-устройств и систем мониторинга состояния конструкций в режиме реального времени значительно повышает безопасность и устойчивость зданий.

Цифровые двойники, обогащенные данными с датчиков, позволяют прогнозировать износ материалов, предотвращать аварии и оптимизировать техническое обслуживание. Например, в проектах умных городов использование BIM с интеграцией ИИ сократило затраты на эксплуатацию инфраструктуры на 15–25 % за счет автоматизации процессов анализа данных.

Сверточные нейронные сети могут использоваться в качестве инструмента, формирующего подходящие проектные решения, которые могут дать определенную вариативность планов и структур зданий. Однако дальнейшее развитие этих технологий требует решения таких вызовов, как стандартизация данных, обеспечение кибербезопасности и обучение специалистов.

Перспективным направлением является комбинирование генеративного дизайна, глубокого обучения и облачных вычислений для создания самообучающихся систем, способ-

ных адаптироваться к изменениям климата и социальным потребностям. Таким образом, синтез ИИ, машинного обучения, BIM и IoT формирует основу для перехода к интеллектуальному, устойчивому и человеко-

ориентированному строительству, соответствующему принципам «Индустрии 5.0». Это не только повышает эффективность отрасли, но и способствует созданию безопасной и комфортной среды для будущих поколений.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Костюнина Т.Н. Технологии искусственного интеллекта в задачах BIM // BIM-моделирование в задачах строительства и архитектуры. Материалы II Международной научно-практической конференции (г. Санкт-Петербург, 15–17 мая 2019 г.). СПб, 2019. С. 80–85. <https://doi.org/10.23968/BIMAC.2019.014>. EDN: KAYEKZ.
2. Anjum A., Hrairi M., Aabid A., Yatim N., Ali M. Civil Structural Health Monitoring and Machine Learning: A Comprehensive Review // *Fracture and Structural Integrity*. 2024. Vol. 18. Iss. 69. P. 43–59. <https://doi.org/10.3221/IGF-ESIS.69.04>.
3. Bishop Ch.M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer: New York City, 2006. 746 p.
4. Mannino A., Claudio Dejaco M., Re Cecconi F. Building Information Modelling and Internet of Things Integration for Facility Management – Literature Review and Future Needs // *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11. Iss. 7. P. 1–25. <https://doi.org/10.3390/app11073062>.
5. Alavi H., Gordo-Gregorio P., Forcada N., Bayramova A., Edwards D.J. AI-Driven BIM Integration for Optimizing Healthcare Facility Design // *Buildings*. 2024. Vol. 14. Iss. 8. P. 1–15. <https://doi.org/10.3390/buildings14082354>.
6. Halawa F., Madathil S.C., Khasawneh M.T. Integrated Framework of Process Mining and Simulation–Optimization for Pod Structured Clinical Layout Design // *Expert Systems with Applications*. 2021. Vol. 185. P. 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115696>.
7. Rakha T., Gorodetsky A. Review of Unmanned Aerial System (UAS) Applications in The Built Environment: Towards Automated Building Inspection Procedures Using Drones // *Automation in Construction*. 2018. Vol. 93. P. 252–264. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.05.002>.
8. Alizadehsalehi S., Hadavi A., Huang J.C. From BIM to Extended Reality in AEC Industry // *Automation in Construction*. 2020. Vol. 116. P. 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103254>.
9. Ammar A., Nassereldine H., Abdulbaky N., Aboukansour A., Tannoury J., Urban H. et al. Digital Twins in the Construction Industry: A Perspective of Practitioners and Building Authority // *Frontiers in Built Environment*. 2022. Vol. 8. P. 1–23. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2022.834671>.
10. Gal R., Alaluf Yu., Atzmon Yu., Patashnik Or, Bermano A.H., Chechik G. et al. An Image is Worth One Word: Personalizing Text-to-Image Generation using Textual Inversion // *ICLR*. 2023. P. 1–31. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.01618>.
11. Radford A., Jong Wook Kim, Hallacy Ch., Ramesh A., Goh G., Agarwal S. et al. Learning Transferable Visual Models from Natural Language Supervision // *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*. 2021. Vol. 139. P. 1–16.
12. Ramesh A., Pavlov M., Goh G., Gray S., Voss Ch., Radford A. et al. Zero-Shot Text-to-Image Generation // *PMLR*. 2021. P. 8821–8831. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.12092>.
13. Ramesh A., Dhariwal P., Nichol A., Chu C., Chen M. Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents // *Cornell University Arxiv*. 2022. Vol. 1. Iss. 2. P. 1–27. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.06125>.
14. Seneviratne S., Senanayake D., Rasnayaka S., Vidanaarachchi R., Thompson J. DALLE-URBAN: Capturing The Urban Design Expertise of Large Text to Image Transformers // *2022 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*. 2022. P. 1–9. <https://doi.org/10.1109/DICTA56598.2022.10034603>.
15. Paananen V., Oppenlaender J., Aku Visuri Using Text-to-Image Generation for Architectural Design Ideation // *International Journal of Architectural Computing*. 2024. Vol. 22. Iss. 3. P. 458–474. <https://doi.org/10.1177/14780771231222783>.
16. Ploennigs J., Berger M. AI Art in Architecture // *AI in Civil Engineering*. 2023. Vol. 2. P. 1–11. <https://doi.org/10.1007/s43503-023-00018-y>.
17. Carlini N., Hayes J., Nasr M., Jagielski M., Sehwag V., Tramèr F. et al. Extracting Training Data from Diffusion Models // *32nd USENIX Security Symposium*. 2023. P. 5253–5270. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13188>.
18. Ruiz N., Li Yu., Jampani V., Pritch Y., Rubinstein M., Aberman K. DreamBooth: Fine Tuning Text-to-Image Diffusion Models for Subject-Driven Generation // *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2023. P. 22500–22510. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.12242>.
19. Бамбетова К.В., Кабжихов А.А. Преимущества использования искусственного интеллекта в сфере строительства // *Вопросы науки и образования*. 2021. № 7. С. 32–34. EDN: WUYZDS.

20. Колчин В.Н. Специфика применения технологии «искусственного интеллекта» в строительстве // Инновации и инвестиции. 2022. № 3. С. 250–253. EDN: JJLECU.
21. Аманаков А.Х., Мурадова А.О., Сейдов А.И. Роль искусственного интеллекта в архитектурном проектировании: современные тенденции и перспективы // Вестник науки. 2024. Т. 2. № 4. С. 616–619. EDN: HCAAAXA.
22. Жилин В.В., Сафарьян О.А. Искусственный интеллект в системах хранения данных // Вестник Донского государственного технического университета. 2020. Т. 20. № 2. С. 196–200. <https://doi.org/10.23947/1992-5980-2020-20-2-196-200>. EDN: JIQSQI.
23. Салех М.С. Внедрение цифровых методов на различных этапах архитектурного проектирования // Архитектура и современные информационные технологии. 2021. № 1. С. 268–278. <https://doi.org/10.24412/1998-4839-2021-1-268-278>. EDN: SKZHER.
24. Касьянов Н.В. Архитектура в контексте развития искусственного интеллекта // Современная архитектура мира. 2020. № 2. С. 23–48. <https://doi.org/10.25995/NIITAG.2020.15.2.002>. EDN: FAWSUP.
25. Rombach R., Blattmann A., Lorenz D., Esser P., Ommer B. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models // 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022. P. 10674–10685. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01042>.
26. Xiang Lisa Li, Percy Liang Prefix-Tuning: Optimizing Continuous Prompts for Generation // Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2021. Vol. 1. P. 4582–4597. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.acl-long.353>.
27. Huang Weixin., Zheng Hao Recognition and Generation of Architectural Drawings Using Machine Learning // Proceedings of the 38th Annual Conference of the Association for Computer-Aided Design in Architecture. 2018. P. 18–20. <https://doi.org/10.52842/conf.acadia>.
28. Taesung Park, Ming-Yu Liu, Ting-Chun Wang, Jun-Yan Zhu Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019. P. 2332–2341. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00244>.
29. Fürst A., Rumetshofer E., Tran V.T., Ramsauer H., Tang F., Lehner J. et al. CLOOB: Modern Hopfield Networks with InfoLOOB Outperform CLIP // ICLR 2022. 2022. P. 1–45.

REFERENCES

1. Kostyunina T.N. Artificial Intelligence Technologies in BIM Tasks. In: *BIM-modelirovanie v zadachakh stroitel'stva i arkhitektury. Materialy II Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii = BIM Modeling in Construction and Architecture. Proceedings of The II International Scientific and Practical Conference*. 15–17 May 2019, Saint Petersburg. Saint Petersburg; 2019. p. 80–85. (In Russ.). <https://doi.org/10.23968/BIMAC.2019.014>. EDN: KAYEKZ.
2. Anjum A., Hrairi M., Aabid A., Yatim N., Ali M. Civil Structural Health Monitoring and Machine Learning: A Comprehensive Review. *Fracture and Structural Integrity*. 2024;18(69):43-59. <https://doi.org/10.3221/IGF-ESIS.69.04>.
3. Bishop Ch.M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer: New York City, 2006. 746 p.
4. Mannino A., Claudio Dejaco M., Re Cecconi F. Building Information Modelling and Internet of Things Integration for Facility Management – Literature Review and Future Needs. *Applied Sciences*. 2021;11(7):1-25. <https://doi.org/10.3390/app11073062>.
5. Alavi H., Gordo-Gregorio P., Forcada N., Bayramova A., Edwards D.J. AI-Driven BIM Integration for Optimizing Healthcare Facility Design. *Buildings*. 2024;14(8):1-15. <https://doi.org/10.3390/buildings14082354>.
6. Halawa F., Madathil S.C., Khasawneh M.T. Integrated Framework of Process Mining and Simulation–Optimization for Pod Structured Clinical Layout Design. *Expert Systems with Applications*. 2021;185:1-17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115696>.
7. Rakha T., Gorodetsky A. Review of Unmanned Aerial System (UAS) Applications in The Built Environment: Towards Automated Building Inspection Procedures Using Drones. *Automation in Construction*. 2018;93:252-264. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.05.002>.
8. Alizadehsalehi S., Hadavi A., Huang J.C. From BIM to Extended Reality in AEC Industry. *Automation in Construction*. 2020;116:1-13. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103254>.
9. Ammar A., Nasserredine H., Abdulbaky N., Aboukansour A., Tannoury J., Urban H. et al. Digital Twins in the Construction Industry: A Perspective of Practitioners and Building Authority. *Frontiers in Built Environment*. 2022;8:1-23. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2022.834671>.
10. Gal R., Alaluf Yu., Atzmon Yu., Patashnik Or, Bermano A.H., Chechik G. et al. An Image is Worth One Word: Personalizing Text-to-Image Generation using Textual Inversion. *ICLR*. 2023:1-31. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.01618>.
11. Radford A., Jong Wook Kim, Hallacy Ch., Ramesh A., Goh G., Agarwal S. et al. Learning Transferable

- Visual Models from Natural Language Supervision. *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*. 2021;139:1-16.
12. Ramesh A., Pavlov M., Goh G., Gray S., Voss Ch., Radford A. et al. Zero-Shot Text-to-Image Generation. *PMLR*. 2021:8821-8831. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.12092>.
13. Ramesh A., Dhariwal P., Nichol A., Chu C., Chen M. Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents. *Cornell University Arxiv*. 2022;1(2):1-27. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.06125>.
14. Seneviratne S., Senanayake D., Rasnayaka S., Vidanaarachchi R., Thompson J. DALLÉ-URBAN: Capturing The Urban Design Expertise of Large Text to Image Transformers. *2022 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*. 2022:1-9. <https://doi.org/10.1109/DICTA56598.2022.10034603>.
15. Paananen V., Oppenlaender J., Aku Visuri Using Text-to-Image Generation for Architectural Design Ideation. *International Journal of Architectural Computing*. 2024;22(3):458-474. <https://doi.org/10.1177/14780771231222783>.
16. Ploennigs J., Berger M. AI Art in Architecture. *AI in Civil Engineering*. 2023;2:1-11. <https://doi.org/10.1007/s43503-023-00018-y>.
17. Carlini N., Hayes J., Nasr M., Jagielski M., Sehwag V., Tramèr F. et al. Extracting Training Data from Diffusion Models. *32nd USENIX Security Symposium*. 2023:5253-5270. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13188>.
18. Ruiz N., Li Yu., Jampani V., Pritch Y., Rubinstein M., Aberman K. DreamBooth: Fine Tuning Text-to-Image Diffusion Models for Subject-Driven Generation. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2023:22500-22510. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.12242>.
19. Bambetova K.V., Kabzhikhov A.A. Benefits of Using Artificial Intelligence in Construction. *Voprosy nauki i obrazovaniya*. 2021;7:32-34. (In Russ.). EDN: WUYZDS.
20. Kolchin V.N. The Specifics of the Use of "Artificial Intelligence" Technology in Construction. *Innovation & Investment*. 2022;3:250-253. (In Russ.). EDN: JJLECU.
21. Amanakov A.Kh., Muradova A.O., Seidov A.I. Role of Artificial Intelligence in Architectural Design: Current Trends and Prospects. *Vestnik nauki*. 2024;2(4):616-619. (In Russ.). EDN: HCAAXA.
22. Zhilin V.V., Safaryan O.A. Artificial Intelligence in Data Storage Systems. *Vestnik of Don State Technical University*. 2020;20(2):196-200. (In Russ.). <https://doi.org/10.23947/1992-5980-2020-20-2-196-200>. EDN: JIQSQI.
23. Saleh M.S. Implementation of Digital Methods at Different Stages of Architectural Design. *Architecture and Modern Information Technologies*. 2021;1:268-278. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/1998-4839-2021-1-268-278>. EDN: SKZHER.
24. Kasyanov N.V. Architecture in The Context of the Development of Artificial Intelligence. *Sovremennaya arkhitektura mira*. 2020;2:23-48. (In Russ.). <https://doi.org/10.25995/NIITIAG.2020.15.2.002>. EDN: FAWSUP.
25. Rombach R., Blattmann A., Lorenz D., Esser P., Ommer B. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2022:10674-10685. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01042>.
26. Xiang Lisa Li, Percy Liang Prefix-Tuning: Optimizing Continuous Prompts for Generation. *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*. 2021;1:4582-4597. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.acl-long.353>.
27. Huang Weixin., Zheng Hao Recognition and Generation of Architectural Drawings Using Machine Learning. *Proceedings of the 38th Annual Conference of the Association for Computer-Aided Design in Architecture*. 2018:18-20. <https://doi.org/10.52842/conf.acadia>.
28. Taesung Park, Ming-Yu Liu, Ting-Chun Wang, Jun-Yan Zhu Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019:2332-2341. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00244>.
29. Fürst A., Rumetshofer E., Tran V.T., Ramsauer H., Tang F., Lehner J. et al. CLOOB: Modern Hopfield Networks with InfoLOOB Outperform CLIP. *ICLR 2022*. 2022:1-45.

Информация об авторах

Пичугов Павел Алексеевич,
аспирант,
Южно-Уральский государственный университет,
454080, г. Челябинск, пр. Ленина, 76,
Россия,
e-mail: pichugovp@yandex.ru

Information about the authors

Pavel A. Pichugov,
Postgraduate Student,
South Ural State University,
76 Lenin Ave., Chelyabinsk 454080,
Russia,
e-mail: pichugovp@yandex.ru

Шабиев Салават Галиевич,
доктор архитектуры, профессор,
заведующий кафедрой архитектуры,
Южно-Уральский государственный университет,
454080, г. Челябинск, пр. Ленина, 76,
Россия,
✉ e-mail: shabievsg@susu.ru
<https://orcid.org/0000-0001-9405-2079>
Author ID: 476175

Salavat G. Shabiev,
Doctor of Architecture, Professor,
Head of the Department of Architecture,
South Ural State University,
76 Lenin Ave., Chelyabinsk 454080,
Russia,
✉ e-mail: shabievsg@susu.ru
<https://orcid.org/0000-0001-9405-2079>
Author ID: 476175

Вклад авторов

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Contribution of the authors

The authors contributed equally to this article.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interests

The authors declare no conflict of interests regarding the publication of this article.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

The final manuscript has been read and approved by all the co-authors.

Информация о статье

Статья поступила в редакцию 28.03.2025.
Одобрена после рецензирования 25.04.2025.
Принята к публикации 28.04.2025.

Information about the article

The article was submitted 28.03.2025.
Approved after reviewing 25.04.2025.
Accepted for publication 28.04.2025.