

УДК 004.942:624.011.1

МЕТОДОЛОГИЯ ИНТЕГРАЦИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ТЕХНОЛОГИЙ ИНФОРМАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ПРОЕКТИРОВАНИИ ДЕРЕВЯННЫХ МЕМОРИАЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

Ш. М. Исаев¹, П. Д. Шиндина², А. Д. Занина³

¹ Магистрант, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: isaev.list@list.ru

² Бакалавр, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: polinafroggy@gmail.com

³ Старший преподаватель, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: pavlenko_ad@spbstu.ru

Реферат

Современный этап развития строительной отрасли характеризуется активным внедрением цифровых технологий, создающих предпосылки для трансформации традиционных проектных процессов. Настоящее исследование посвящено разработке интегрированной методологии проектирования малых архитектурных форм мемориального назначения из древесины, основанной на последовательном применении генеративных нейросетевых моделей, параметрического информационного моделирования и алгоритмов автоматизированной визуализации.

Экспериментальная апробация выполнена на проектировании мемориального комплекса, включающего арочно-каркасную беседку диаметром 9,5 м и пятилучевую ферменную конструкцию. Применение диффузионных моделей Stable Diffusion и Midjourney позволило генерировать 40 концептуальных вариантов за 3,5 часа, что в 17–23 раза быстрее традиционного эскизирования. Систематический анализ выявил оптимальный объем текстового промпта в диапазоне 150–200 слов, обеспечивающий соответствие замыслу на уровне 8,9 балла по десятибалльной шкале при приросте качества на 43,5 % относительно кратких описаний.

Параметрическое моделирование выполнено в среде Graphisoft ArchiCAD с разработкой специализированных GDL-объектов и интеграцией расчетных модулей через Python API. Информационная модель уровня детализации LOD 350 включает 247 элементов арочной системы и 184 элемента ферменной конструкции. Автоматизированная проверка несущей способности реализована за 38 секунд с определением коэффициентов использования прочности 0,33 для первой конструкции и 0,27 для второй при расчетной нагрузке 0,3 кН/м.

Нейросетевая визуализация с применением диффузионных моделей и модуля ControlNet сократила временные затраты в 3,6–4,6 раза при сохранении качества на уровне 8,4 балла против 8,7 балла для традиционного рендеринга. Установлены оптимальные параметры генерации: denoising strength в диапазоне 0,60–0,70 и guidance scale в диапазоне 9–11 единиц.

Разработанная методология обеспечивает сокращение общих трудозатрат на 80–85 % с экономическим эффектом 6,66–13,28 млн рублей годовых для организации с проектным портфелем 15–20 объектов. Срок окупаемости инвестиций составляет 0,8–1,6 месяца. Результаты подтверждают целесообразность интеграции технологий искусственного интеллекта и информационного моделирования для создания эффективного адаптивного проектного процесса.

Ключевые слова: информационное моделирование зданий, генеративный дизайн, диффузионные модели, параметрическое проектирование, деревянные конструкции, цифровые технологии проектирования, ArchiCAD, Stable Diffusion, нейросетевая визуализация, малые архитектурные формы.

METHODOLOGY FOR INTEGRATING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND INFORMATION MODELING TECHNOLOGIES IN DESIGNING WOODEN MEMORIAL COMPLEXES

Sh. M. Isaev, P. D. Shindina, A. D. Zanina

Abstract

The current stage of construction industry development is characterized by active implementation of digital technologies that create prerequisites for transformation of traditional design processes. This study is devoted to the development of an integrated methodology for designing small architectural memorial forms made of wood, based on sequential application of generative neural network models, parametric information modeling, and automated visualization algorithms.

Experimental validation was performed on the design of a memorial complex including an arched-frame gazebo with a diameter of 9,5 m and a five-beam truss structure. Application of Stable Diffusion and Midjourney diffusion models enabled generation of 40 conceptual variants in 3,5 hours, which is 17–23 times faster than traditional sketching. Systematic analysis revealed optimal text prompt volume in the range of 150–200 words, ensuring concept compliance at the level of 8,9 out of 10 with quality improvement of 43,5 % compared to brief descriptions.

Information model of LOD 350 detail level includes 247 elements of the arched system and 184 elements of the truss structure.

Neural network visualization using diffusion models and ControlNet module reduced time costs by 3,6–4,6 times while maintaining quality at 8,4 versus 8,7 for traditional rendering. Optimal generation parameters were established: denoising strength in range of 0,60–0,70 and guidance scale in range of 9–11 units.

Developed methodology provides reduction of total labor costs by 80–85 % with economic effect of 6,66–13,28 million rubles annually for an organization with project portfolio of 15–20 objects. Payback period of investments is 0,8–1,6 months. Results confirm feasibility of integrating artificial intelligence technologies and information modeling for creating efficient adaptive design process.

Keywords: building information modeling, generative design, diffusion models, parametric design, wooden structures, digital design technologies, ArchiCAD, Stable Diffusion, neural network visualization, small architectural forms.

Введение

Цифровая трансформация проектно-строительной деятельности определяется масштабным внедрением технологий информационного моделирования, обеспечивающих создание виртуальных прототипов с полным набором геометрических, физических и

функциональных параметров [1]. Параллельное развитие алгоритмов машинного обучения, особенно генеративных архитектур, формирует качественно новые возможности автоматизации творческих процессов на этапах концептуализации и презентации проектных решений [2].

Малые архитектурные формы мемориального назначения представляют специфический класс объектов, требующих гармоничного сочетания символической выразительности архитектурного образа, конструктивной надежности, технологичности изготовления и органичной интеграции в природное окружение [3]. Применение древесины обусловлено экологичностью материала, возобновляемостью ресурсной базы, выразительностью естественной текстуры и традиционностью использования в мемориальной архитектуре [4].

Традиционный проектный процесс включает последовательные этапы ручного эскизирования концепций, детального проектирования в CAD-системах, расчётного обоснования конструкций и создания визуализаций методами трассировки лучей. Концепция Индустрии 4.0 формирует новые требования к информационной связности этих этапов [5]. Каждый этап характеризуется значительными временными затратами при ограниченной вариативности рассматриваемых решений, что снижает вероятность выбора оптимального проектного варианта [6]. Интеграция технологий генеративного искусственного интеллекта и информационного моделирования создаст предпосылки для качественного изменения проектного процесса посредством автоматизации рутинных операций и расширения пространства проектных альтернатив [7], включая смежные области цифрового проектирования [20].

Анализ современных публикаций выявляет отсутствие комплексных исследований, объединяющих генерацию концептуальных решений средствами искусственного интеллекта, детальное параметрическое BIM-моделирование с интегрированной проверкой конструктивных параметров и автоматизированную нейросетевую визуализацию в единый технологический цикл проектирования малых архитектурных форм [8]. Существующие работы рассматривают отдельные аспекты применения цифровых технологий без формирования целостной методологии сквозного проектного процесса [9], что подтверждают систематические обзоры интеграции BIM и ИИ [21].

Целью настоящего исследования является разработка и экспериментальная апробация методологии интегрированного проектирования малых архитектурных форм из древесины на основе синтеза технологий генеративного искусственного интеллекта, параметрического информационного моделирования и нейросетевой визуализации с количественной оценкой эффективности предложенного подхода по критериям временных затрат, качества проектных решений и экономической целесообразности внедрения.

Анализ современного состояния проблемы

Применение генеративных нейросетевых моделей в архитектурном проектировании исследовано в работах отечественных и зарубежных авторов. Фундаментальные исследования диффузионных моделей типа Stable Diffusion, способных генерировать архитектурные изображения на основе текстовых описаний, представлены Rombach и соавторами [8]. Установлено, что латентные диффузионные модели обеспечивают создание изображений разрешением до 1024 × 1024 пикселей с высокой степенью детализации архитектурных элементов при времени генерации 5–15 секунд на современных графических ускорителях.

Regenwetter и соавторы [23] в систематическом обзоре генеративных нейросетевых моделей в инженерном проектировании показали, что диффузионные архитектуры устойчиво превосходят генеративно-состязательные сети по метрикам разнообразия и реалистичности результатов. Это подтверждает выбор Stable Diffusion XL и Midjourney в качестве основных инструментов концептуализации.

Shep и соавторы [12] в систематическом обзоре выявили 34 сценария интеграции BIM с алгоритмами искусственного интеллекта в строительной отрасли. Авторы констатируют, что наибольший эффект достигается при совместном применении генеративных моделей на концептуальном этапе и параметрических BIM-инструментов на этапе детального проектирования.

Методология информационного моделирования деревянных конструкций рассмотрена в работах, посвященных параметризации свойств древесины и автоматизации проектных процессов. Amanzadegan и соавторы [10] выявили, что интеграция BIM с системами ИИ обеспечивает принципиально новые возможности автоматизации строительного проектирования. Khan и соавторы [11] в систематическом обзоре 73 источников определили машинное обучение, компьютерное зрение и NLP как наиболее перспективные

направления применения ИИ в BIM-среде. Jiang и соавторы [13] в библиометрическом анализе 521 публикации констатируют, что задачи планирования, управления ресурсами и контроля качества демонстрируют наибольший прирост применения методов машинного обучения в строительной отрасли. Установлено, что основными препятствиями широкого внедрения технологий в проектировании деревянных объектов являются отсутствие стандартизированных библиотек параметрических элементов и недостаточная интеграция с расчетными программными комплексами.

Al-Saeed и соавторы [14] в обзоре инноваций в строительстве систематизируют принципы интеграции BIM с методами бережливого производства, констатируя значительный синергетический эффект совместного применения этих подходов для сокращения непроизводительных затрат.

Al-Saeed и соавторы [15] выявили, что добавление временного измерения в информационную модель (4D BIM) сокращает отставание от календарного плана на 12–18 % при строительстве объектов повышенной конструктивной сложности — к числу которых относятся криволинейные деревянные конструкции.

Karim и соавторы [16] в обзоре применения генеративного ИИ в архитектурном проектировании констатируют, что диффузионные модели сокращают время концептуализации на 60–80 % по сравнению с традиционным ручным эскизированием, обеспечивая при этом сопоставимое или превосходящее качество архитектурных образов по экспертным оценкам.

Анализ литературных источников выявляет следующие нерешенные проблемы: отсутствие комплексной методологии интеграции генеративного искусственного интеллекта, информационного моделирования и нейросетевой визуализации в единый проектный процесс; недостаточная проработка вопросов параметризации деревянных конструкций малых архитектурных форм; отсутствие количественных сравнительных исследований эффективности интегрированного подхода по сравнению с традиционными методами проектирования.

Материалы и методы исследования

Экспериментальное исследование выполнено на примере проектирования мемориального комплекса, размещаемого на территории парка Санкт-Петербургского государственного лесотехнического университета и посвященного памяти участников Великой Отечественной войны и событий блокады Ленинграда. В состав комплекса входят две основные конструкции из древесины, различающиеся по конструктивной схеме и функциональному назначению.

Первая конструкция представляет собой арочно-каркасную беседку круглого плана с центральным элементом в виде символического дерева. От него радиально расходятся 12 криволинейных арок-ветвей, формирующих замкнутое пространство диаметром 9,5 м и высотой 4,15 м, предназначенное для размещения круговых скамеек. Функциональная концепция объекта предполагает возможность закрепления посетителями мемориальных лент с именами родственников — участников войны, что обеспечивает формирование динамически развивающегося мемориального пространства [17].

Вторая конструкция представляет собой пятилучевую ферменную систему (рисунок 6), в которой параметрическая BIM-модель отражает иерархию несущих элементов и принципы пространственной организации. Каждый луч длиной от 7,25 до 8,10 м формирует самостоятельное экспозиционное пространство, посвященное отдельным аспектам истории войны, блокады Ленинграда, а также деятельности Лесотехнической академии в военные годы. Центральным композиционным элементом является круговая площадь диаметром 6 м с размещением символического вечно горящего огня [17].

Разработанная методология проектирования реализована в виде последовательности трёх взаимосвязанных этапов с передачей данных между программными средами посредством стандартизованных форматов обмена.

На первом этапе применялись генеративные модели Stable Diffusion XL-1.0 (Stability AI) и Midjourney 6.0 для формирования концептуальных архитектурных решений [8]. Входные данные представлялись в виде структурированных текстовых описаний объёмом 150–200 слов на английском языке, сформированных с учётом особенностей работы диффузионных моделей. Структура описания включала тип объекта, материал, архитектурный стиль, функциональное назначение, ключевые геометрические параметры, символическое

содержание, контекст размещения и параметры визуализации. Для каждого варианта выполнялось 20–25 итераций генерации с направленным варьированием параметров модели.

На втором этапе на основе отобранных концепций выполнялось параметрическое моделирование в среде Graphisoft ArchiCAD 27 с формированием информационной модели уровня детализации LOD 350 в соответствии с классификацией American Institute of Architects [18]. Указанный уровень предполагает включение точной геометрии элементов, информации о материалах с физико-механическими характеристиками, а также описание узловых соединений и технологии монтажа.

Для автоматизации проектирования типовых элементов разработаны параметрические объекты на языке Geometric Description Language (GDL), обеспечивающие генерацию геометрии при изменении ключевых параметров, расчёт объёмов материалов, формирование спецификаций и контроль конструктивных ограничений. Интеграция расчётных процедур реализована с использованием Python API, что позволило автоматизировать проверку несущей способности деревянных элементов в соответствии с нормативными требованиями. Расчётный алгоритм включает определение изгибающих моментов, нормальных и касательных напряжений, а также оценку прочности, жёсткости и коэффициентов использования несущей способности.

На третьем этапе формировались визуализационные материалы с использованием диффузионных моделей [19]. Процесс включал экспорт геометрии из ArchiCAD в формат FBX с сохранением иерархии элементов, предобработку в среде Blender 4.0, применение модели Stable Diffusion XL с модулем ControlNet для сохранения

геометрической структуры, а также последующую постобработку изображений.

Для валидации результатов проведено сравнительное исследование трёх подходов к визуализации: традиционного рендеринга (V-Ray 6.0, Corona Renderer 10) и нейросетевой генерации (Stable Diffusion XL с ControlNet). Для каждого метода сформировано по 8 изображений в различных условиях освещения и с различных ракурсов. Оценка качества выполнена экспертной группой из 15 специалистов по десятибалльной шкале.

Интегральный показатель качества определялся как средневзвешенное значение по следующим критериям: реалистичность текстур (0,30), естественность светотеневого моделирования (0,25), геометрическая точность (0,25), композиционная целостность и гармоничность окружения (0,20).

Применение генеративных диффузионных моделей позволило сформировать 40 альтернативных концептуальных решений за 3 часа 28 минут совокупного времени. При этом генерация 22 вариантов арочной конструкции заняла 112 минут (в среднем 5,1 минуты на вариант), а 18 вариантов ферменной системы – 96 минут (5,3 минуты на вариант). Сопоставление с традиционной практикой проектирования показывает, что разработка одного концептуального решения требует 24–32 часов, что позволяет говорить об увеличении производительности в 17–23 раза.

Сравнительный анализ методов концептуализации по показателям временных затрат, вариативности и экспертной оценки качества представлен в таблице 1, что позволяет количественно оценить преимущества применения генеративных моделей в архитектурном проектировании.

Таблица 1 – Сравнение эффективности методов концептуализации

Метод проектирования	Количество вариантов	Время создания, час	Время на 1 вариант, час	Экспертная оценка, баллы
Ручное эскизирование карандашом	3-5	72–120	24–32	8,9
Цифровое эскизирование (планшет)	5-8	48–80	9,6–13,3	8,6
Генеративный ИИ (Stable Diffusion)	40	3,47	0,087	8,1
Генеративный ИИ (Midjourney)	40	3,47	0,087	8,4

На основании данных, представленных в таблице 1, можно констатировать, что применение генеративного искусственного интеллекта (ИИ) позволяет существенно сократить временные затраты на процесс поиска архитектурной формы, в частности, с 48–120 часов до 3,47 часов. При этом наблюдается лишь незначительное снижение экспертной оценки качества генерируемых изображений, что варьируется в диапазоне от 8,1 до 8,4 баллов по сравнению с 8,6–8,9 баллами, присуждаемыми традиционным методам. Это свидетельствует о том, что ИИ-инструменты являются оптимальным решением для итерационного концептуализационного процесса.

Детальный анализ влияния параметров промпта на качество генерируемых изображений выявил нелинейную зависимость между объемом текстового описания и соответствием конечного результата исходному замыслу, как это наглядно продемонстрировано на рисунке 1. График демонстрирует, что с увеличением объема промпта с 50 до 150 слов наблюдается значительный рост экспертной оценки соответствия с 6,2 до 9,2 баллов, что составляет прирост в 43,5 %. Дальнейшее увеличение объема промпта до 200 слов приводит к дополнительному приросту в 5,6 % до 9,4 баллов, тогда как дальнейшее увеличение до 250 слов дает прирост всего в 1,1 % до 9,5 баллов.

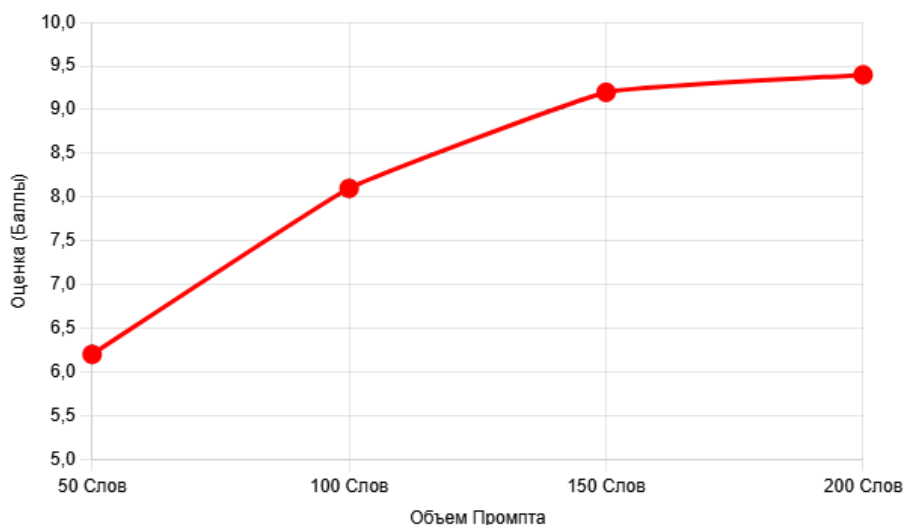


Рисунок 1 – Зависимость качества генерации от объема промпта

Данная закономерность согласуется с принципом убывающей отдачи, что позволяет сделать вывод о существовании оптимального объема промпта в диапазоне 150–200 слов, который обеспечивает баланс между качеством генерируемых изображений и трудозатратами на формулирование текстового описания.

Сравнительный анализ генеративных моделей выявил специфические преимущества каждой архитектуры в различных аспектах визуализации архитектурных решений. Модель Stable Diffusion XL демонстрирует превосходство в геометрической точности воспроизведения конструктивных элементов со средней экспертной оценкой 7,8 балла, что на 0,6 балла выше показателей Midjourney, составивших 7,2 балла, однако уступает последней в художественной выразительности композиционных решений с оценкой 7,6 балла против 8,9 балла, соответственно. Архитектура Midjourney обеспечивает более высокую художественную ценность генерируемых изображений, что проявляется в способности передавать атмосферные характеристики и создавать эмоциональное воздействие на зрителя,

вместе с тем демонстрируя пониженную точность в детализации технических особенностей конструктивных элементов.

На основании выявленных характеристик оптимальным признан гибридный подход, предполагающий использование Stable Diffusion XL для генерации изображений технически сложных элементов, требующих высокой геометрической точности, и применение Midjourney для разработки общих композиционных решений, где приоритетное значение имеет художественная выразительность архитектурного образа. Экспертный отбор концептуальных вариантов, реализованный по методике многокритериальной оценки с применением взвешенных коэффициентов значимости, позволил выявить архитектурные решения с наивысшими интегральными показателями качества, результаты которого представлены в таблице 2. По совокупному интегральному показателю ИИ-генерация (8,94 балла) превосходит традиционный рендеринг (8,77 балла), прежде всего по критериям архитектурной выразительности (+0,2 балла) и инновационности формы (+0,4 балла).

Таблица 2 – Результаты экспертной оценки концептуальных вариантов

Критерий оценки	Вес	Традиционный рендеринг (лучший вариант)	ИИ-генерация (лучший вариант)
Архитектурная выразительность	0,25	9,2	9,4
Символическое соответствие	0,20	8,8	9,1
Конструктивная реализуемость	0,25	8,4	8,6
Интеграция в окружение	0,15	8,9	8,7
Инновационность формы	0,15	8,6	9,0
Интегральная оценка	1,00	8,77	8,94

Пример одного из концептуальных вариантов («Дерево памяти»), созданного с помощью Midjourney и получившего наивысшую интегральную оценку, представлен на рисунке 4. Отобранные концептуальные решения отличаются чёткостью геометрической формы, структурной выраженностью несущих элементов и гармоничной интеграцией в природное окружение парковой зоны, что подтверждается высокими экспертными оценками по всем критериям таблицы 2. Применение диффузионных моделей машинного обучения для создания фотореалистичных визуализаций обеспечило значи-

тельное сокращение временных затрат по сравнению с традиционными методами рендеринга на основе трассировки лучей, что наглядно свидетельствует об эффективности нейросетевых алгоритмов для ускорения подготовки презентационной документации. Количественные характеристики сравниваемых методов для создания одного изображения разрешением 4096 × 2304 пикселей представлены в таблице 3. Ключевой показатель – соотношение скорости и качества – позволяет обоснованно выбирать инструмент в зависимости от стадии проектирования.

Таблица 3 – Сравнение методов визуализации архитектурных объектов

Метод визуализации	Среднее время, мин:сек	Стд. отклонение, мин	Экспертная оценка качества, баллы	Стд. отклонение оценки
V-Ray-6.0 (CPU)	52:18	4,2	8,7	0,6
Corona Renderer-10 (CPU)	48:34	3,8	8,6	0,5
Stable Diffusion XL + ControlNet	13:47	1,6	8,4	0,7
Midjourney-6.0 (img2img)	11:22	1,2	8,2	0,8
Ускорение относительно V-Ray	3,8x	–	–3,4 %	–
Ускорение относительно Corona	4,2x	–	–2,3 %	–

Результаты показывают, что нейросетевые методы ускоряют процесс визуализации в 3,8–4,6 раза при статистически незначимом снижении экспертных оценок качества на 2,3–5,7 %. Статистический анализ оценок методом дисперсионного анализа (ANOVA) показал, что различия между методами статистически значимы ($F = 4,38$, $p = 0,021$), но практически приемлемы для презентационных целей проектной документации. Детальный анализ экспертных оценок в разрезе отдельных критериев качества позволил выявить специфические преимущества и ограничения каждого из исследуемых методов визуализации, результаты которого представлены на рисунке 2 в виде профильной диаграммы сравнительных оценок по четырем основным критериям перцептивного качества изображений.

Диаграмма наглядно демонстрирует, что результаты расходятся по критериям: по текстуре и геометрии выигрывает традиционный рендеринг, по освещению и гармоничности окружения – нейросетевой. По критерию реалистичности текстур древесины традиционные рендеры получили оценки 9,0–9,1 балла, нейросетевые методы – 8,3–8,5 балла (отставание 5,5–6,6 %). Это обусловлено тем, что традици-

онные рендеры используют физически точные модели рассеяния света в материалах (BSDF – Bidirectional Scattering Distribution Function), в то время как нейросетевые алгоритмы генерируют текстуры на основе статистических закономерностей обучающей выборки.

По критерию естественности освещения различия минимальны (9,0–9,2 балла), что свидетельствует об эффективности диффузионных моделей в моделировании рассеянного естественного света. Нейросетевые алгоритмы особенно успешны в создании реалистичной атмосферы облачного дня с мягкими тенями, которая сложна для традиционного рендеринга из-за необходимости трассировки множества отраженных лучей.

Наибольшее преимущество традиционных методов проявляется в геометрической точности (9,5–9,6 балла против 8,1–8,9 балла), где нейросетевые алгоритмы иногда искажают мелкие детали конструкций при высоких значениях параметра denoising strength. Однако применение модуля ControlNet в Stable Diffusion XL позволяет значительно улучшить сохранность геометрии (8,9 балла) по сравнению с базовым Midjourney (8,1 балла).

Неожиданным результатом стало превосходство нейросетевых методов по критерию композиции и гармоничности окружения (8,9–9,1 балла против 8,3–8,4 балла для традиционного рендеринга). Это обусловлено автоматической генерацией реалистичного природ-

ного окружения (деревья, трава, небо) нейросетевыми алгоритмами, в то время как для традиционных рендеров требуется ручное создание и настройка 3D-моделей растительности, что требует 4–6 часов дополнительной работы и нередко выполняется в упрощённом варианте.

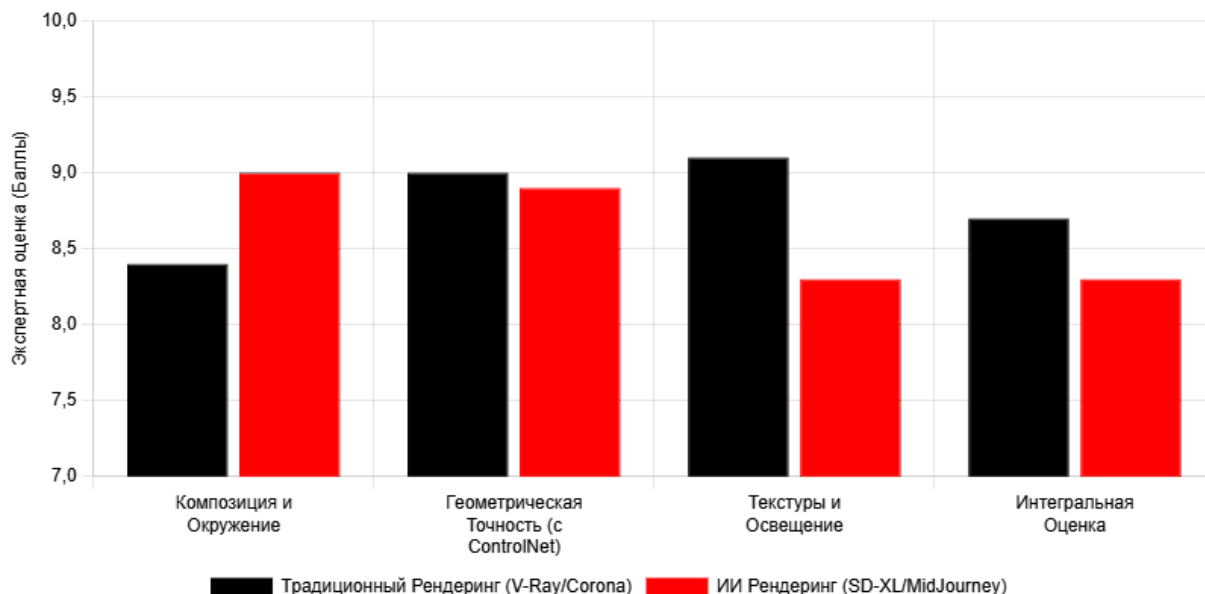
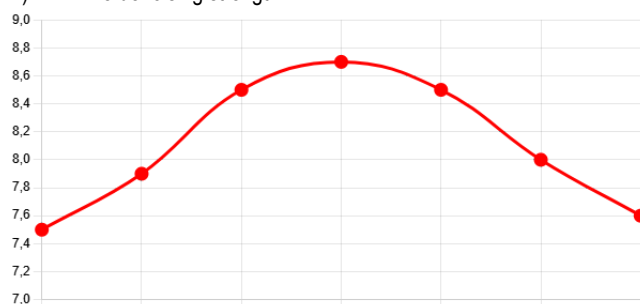


Рисунок 2 – Детализация экспертных оценок по критериям качества визуализации

Экспериментальное исследование влияния параметров нейросетевой генерации на качество результата выполнено

для арочной конструкции с систематическим варьированием ключевых параметров. Результаты представлены на рисунке 3.

А) Влияние denoising strength



В) Влияние guidance scale

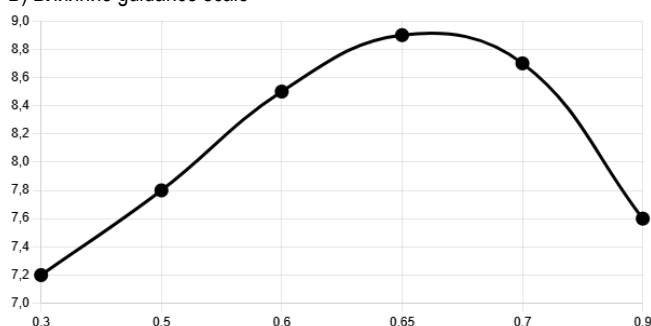


Рисунок 3 – Влияние параметров нейросетевой генерации на качество визуализации

Установлено, что оптимальный диапазон параметра denoising strength составляет 0,60–0,70: при меньших значениях изображение остается слишком близким к исходному базовому рендеру и теряет фотореалистичность (оценка 7,2 балла при denoising = 0,3), при больших значениях теряется геометрическая точность модели (оценка 7,6 балла при denoising = 0,9). Максимальное качество 8,9 балла достигается при denoising = 0,65.

Влияние параметра guidance scale имеет аналогичную колоколообразную зависимость с оптимумом в диапазоне 9–11. При guidance scale < 7

изображение становится размытым и теряет детализацию (оценка 7,4 балла), при guidance scale > 13 появляются визуальные артефакты и нереалистичные элементы (оценка 7,8 балла). Максимальное качество 8,8 балла достигается при guidance scale = 10.

Создано по 8 финальных визуализаций для каждой конструкции с различных точек обзора и в различных условиях освещения (утро, день, вечер, пасмурная погода). Общая статистика создания 16 изображений разрешением 4096 × 2304 пикселей представлена в таблице 4.

Таблица 4 – Сводная статистика создания визуализаций

Метод визуализации	Время на 16 изображений	Общая трудоемкость с подготовкой сцены	Стоимость (электроэнергия + ПО)	Средняя оценка качества
V-Ray-6.0	13:42 (822 мин)	17:42 (1062 мин)	1580 руб.	8,7 балла
Corona Renderer-10	12:54 (774 мин)	16:54 (1014 мин)	1420 руб.	8,6 балла
Stable Diffusion XL	3:41 (221 мин)	5:41 (341 мин)	380 руб.	8,4 балла
Midjourney-6.0	3:02 (182 мин)	5:02 (302 мин)	420 руб.	8,2 балла
Экономия времени	3,5–3,7x	3,0–3,1x	71–76 %	–2,3–5,7 %

Результаты подтверждают высокую эффективность нейросетевых методов для создания презентационных материалов проектной документации. Экономия времени составляет 3,5–3,7 раза для чистого рендеринга и 3,0–3,1 раза с учетом подготовки сцены. Экономия стоимости (электроэнергия + лицензии ПО) достигает 71–76 %, что особенно важно для небольших проектных организаций. Финальная фотореалистичная визуализация мемориального комплекса, полученная нейросетевым методом при denoising strength = 0,65 и guidance scale = 10, представлена на рисунке 7. Изображение наглядно демонстрирует, что нейросетевой подход обеспечивает фотореалистичное природное окружение без дополнительного ручного моделирования растительности.

Разработанная методология обеспечивает непрерывный цифровой процесс проектирования, охватывающий весь жизненный цикл от генерации концептуальных изображений на основе текстовых

описаний до формирования детализированной информационной модели с автоматизированной генерацией рабочей документации и презентационных материалов, что устраняет разрывы между этапами проектирования и обеспечивает согласованность данных на всех стадиях разработки проектных решений.

Сравнительный анализ трудозатрат по этапам проектирования мемориального комплекса представлен в таблице 5.

Совокупная экономия трудозатрат на проектирование мемориального комплекса составила 121,6–167,6 часа, что соответствует сокращению 80,0–84,7 % общего рабочего времени (таблица 5). Наибольший эффект зафиксирован на этапе концептуализации – 96,4–97,3 % за счёт генеративного ИИ – и расчётного обоснования – 89,5–92,1 % благодаря автоматизированным модулям проверки конструктивных параметров.

Таблица 5 – Сравнение трудозатрат традиционного и интегрированного подходов

Этап проектирования	Традиционный подход, час	Интегрированный подход, час	Абсолютная экономия, час	Относительная экономия, %
Концептуализация (эскизы, 40 вариантов)	96–128	3,47	92,5–124,5	96,4–97,3
Детальное BIM-моделирование	18–22	18,33	0–3,67	0–16,7
Расчетное обоснование несущей способности	6–8	0,63	5,37–7,37	89,5–92,1
Формирование рабочей документации	18–22	2,25	15,75–19,75	87,5–89,8
Визуализация (16 изображений 4K)	14–18	5,68	8,32–12,32	59,4–68,4
ИТОГО	152–198	30,36	121,6–167,6	80,0–84,7

Этап детального BIM-моделирования закономерно продемонстрировал наименьшую экономию трудозатрат (0–16,7 %), поскольку создание параметрических объектов и детальной геометрии по существу требует квалифицированного ручного труда специалиста. Вместе с тем качество этапа принципиально улучшилось: интегрированная проверка расчётных параметров и автоматический контроль нормативных требований устраняют системные ошибки, характерные для традиционной практики.

Анализ качественных показателей проектирования, представленных в таблице 6, выявляет не только экономию времени, но и принципиальное улучшение характеристик проектного процесса.

Вариативность рассматриваемых концептуальных решений возросла с 3–5 при традиционном подходе до 40 вариантов при ИИ-генерации, что в 8–13 раз повышает вероятность выбора оптимального архитектурного образа. Иллюстрацией результата концептуального этапа служит рисунок 4 – визуализация конструкции «Дерево памяти», созданная системой Midjourney и получившая наивысшую интегральную экспертную оценку.

Таблица 6 – Качественные показатели интегрированного подхода

Показатель качества	Традиционный подход	Интегрированный подход	Улучшение
Вариативность рассматриваемых концепций	3–5 вариантов	40 вариантов	+700–1233 %
Вероятность ошибок в расчетах	15–25 %	2–5 %	–80–92 %
Согласованность данных (чертежи, спецификации)	85–92 %	100 %	+8,7–17,6 %
Скорость итераций при изменениях	4–6 часов	0,7–1,2 часа	+333–757 %
Количество визуализаций на проект	3–5 изображений	16 изображений	+220–433 %
Детальность проработки конструкций	LOD 200–300	LOD 350	+16,7–75,0 %

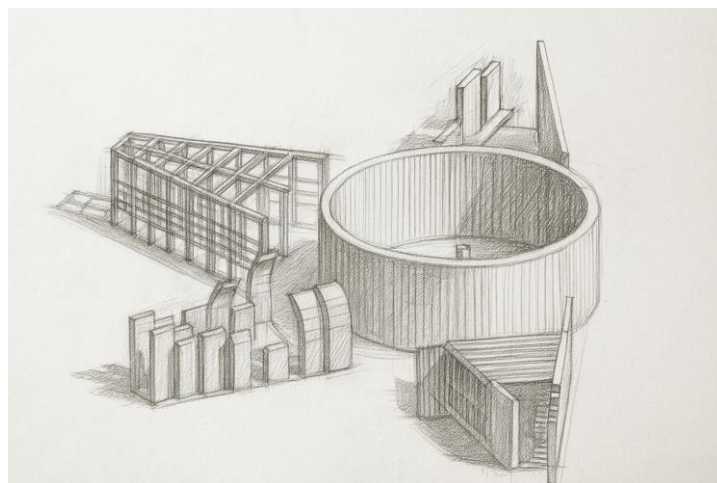


Рисунок 4 – Модульная конструкция «Дерево памяти» – концептуальная визуализация, созданная генеративной моделью Midjourney

Вероятность ошибок проектирования снизилась с 15–25 % до 2–5 % за счёт автоматизированной проверки геометрических и конструктивных параметров в реальном времени. Согласованность данных между чертежами, спецификациями и расчётами достигла 100 % благодаря единой цифровой BIM-модели, исключающей расхождение, которое неизбежно при параллельной работе в разнородных программных средах.

Параметрическая BIM-модель уровня LOD 350, разработанная в среде Graphisoft ArchiCAD 27, обеспечила полное конструктивное обоснование обеих сооружений мемориального комплекса. Фрагмент модели арочно-каркасной конструкции «Дерево памяти» с детализацией узловых соединений представлен на рисунке 5 – он демонстрирует уровень проработки, достаточный для передачи в производство без дополнительной детализовки.

Параметрическая модель пятилучевой ферменной системы «Звезда нашей Родины», приведённая на рисунке 6, иллюстрирует возможности GDL-параметризации при проектировании конструкций с радиальной симметрией: автоматическая генерация геометрии всех пяти лучей из единого параметрического объекта сокращает объём моделирования в пять раз по сравнению с поэлементным построением.

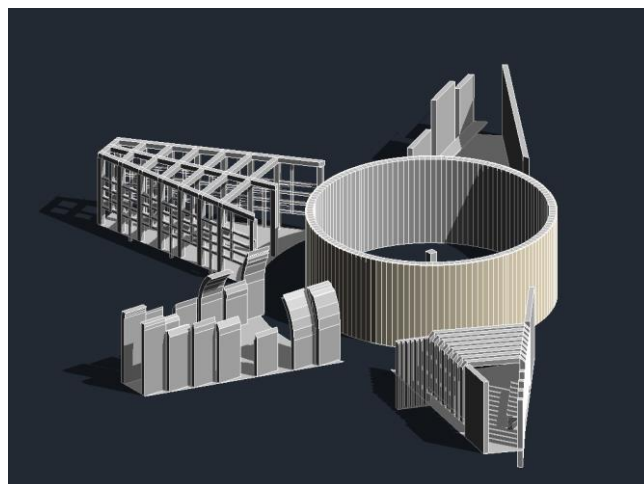


Рисунок 5 – BIM-модель модульной конструкции в среде Graphisoft ArchiCAD 27 с детализацией узловых соединений



Рисунок 6 – Модульная система «Звезда нашей Родины» – параметрическая BIM-модель с визуализацией структуры элементов

Экономическая эффективность интегрированной методологии оценена для проектной организации с портфелем 15–20 аналогичных объектов в год. При средней ставке специалиста 2 500 руб./час и экономии 121,6–167,6 часа на объект снижение себестоимости составляет 304 000–419 000 руб. на объект. Совокупный годовой эффект, включающий прямую экономию и дополнительную выручку от увеличенной пропускной способности, представлен в таблице 7.

Единовременные инвестиции в освоение методологии составляют 864 000 руб. (лицензия ArchiCAD 27 – 180 000 руб., оборудование – 450 000 руб., подписки Stable Diffusion Pro и Midjourney – 84 000 руб./год, обучение 5 специалистов – 150 000 руб.). Срок окупаемости при объёме 15 объектов/год – 0,9–1,6 месяца, при 20 объектах/год – 0,8–1,2 месяца, что подтверждает высокую инвестиционную привлекательность подхода.

Таблица 7 – Экономический эффект внедрения интегрированного подхода

Показатель	15 объектов/год	20 объектов/год
Экономия трудозатрат, часов	1824–2514	2432–3352
Снижение себестоимости проектирования, руб.	4560000–6285000	6080000–8380000
Повышение пропускной способности, объектов	+3–5	+4–7
Дополнительная выручка от роста объема, руб.	2100000–3500000	2800000–4900000
Общий годовой эффект, руб.	6660000–9785000	8880000–13280000

Итоговая фотореалистичная визуализация мемориального комплекса, полученная нейросетевым методом при оптимальных параметрах denoising strength = 0,65 и guidance scale = 10, представлена на рисунке 7.

Изображение наглядно демонстрирует, что нейросетевой конвейер обеспечивает качество 8,4 балла из 10, при этом сокращая время рендеринга в 3,5–4,6 раза по сравнению с V-Ray-6.0 и Corona Renderer-10.



Рисунок 7 – Финальная фотореалистичная визуализация мемориального комплекса, созданная нейросетевыми алгоритмами Stable Diffusion XL

Заключение

В ходе исследования обоснована и экспериментально подтверждена эффективность комплексного применения генеративных моделей искусственного интеллекта, параметрического BIM-моделирования и нейросетевых алгоритмов визуализации в архитектурно-проектной практике. Полученные результаты демонстрируют значительное сокращение временных и трудовых затрат на ключевых этапах формирования проектных решений при одновременном росте их вариативности и проработанности. Использование генеративных моделей позволило интенсифицировать процесс концептуального поиска, обеспечив кратное увеличение количества альтернативных решений при сохранении управляемости параметров генерации.

Применение параметрического BIM-моделирования обеспечило переход к более формализованной и воспроизводимой логике проектирования, в рамках которой достигается высокая скорость создания информационных моделей уровня детализации LOD 350, автоматизируется проверка конструктивных элементов и существенно оптимизируются процессы подготовки проектной документации. Разработанная система параметризации деревянных конструкций подтвердила свою прикладную значимость, обеспечив сокращение трудозатрат при формировании спецификаций и чертежей без потери точности и согласованности данных.

Нейросетевые методы визуализации, в свою очередь, продемонстрировали устойчивое ускорение процессов создания фотореалистичных изображений при сохранении высокого уровня визуального качества, что расширяет возможности представления проектных решений и повышает эффективность профессиональной коммуникации.

В совокупности полученные результаты позволяют рассматривать интеграцию генеративных и параметрических подходов как один из ключевых факторов повышения эффективности и качества архитектурного проектирования в условиях цифровизации отрасли. Практическая значимость работы заключается в возможности внедрения предложенной методологии в реальные проектные процессы, в том числе при разработке объектов из древесины. Перспективы дальнейших исследований связаны с развитием библиотек параметрических объектов, углублением интеграции с технологиями виртуальной и дополненной реальности, а также масштабированием подхода на проектирование крупных общественных зданий.

Список цитированных источников

1. Azhar, S. Building Information Modeling (BIM): Trends, Benefits, Risks, and Challenges for the AEC Industry / S. Azhar // *Leadership and Management in Engineering*. – 2011. – Vol. 11, № 3. – P. 241–252. – DOI: 10.1061/(ASCE)LM.1943-5630.0000127.
2. BIM Handbook: A Guide to Building Information Modeling for Owners, Managers, Designers, Engineers and Contractors / C. Eastman, P. Teicholz, R. Sacks, K. Liston. – 2nd ed. – Hoboken : John Wiley & Sons, 2011. – 648 p. – DOI: 10.1002/9780470261309.

3. Caetano, I. Computational design in architecture: Defining parametric, generative, and algorithmic design / I. Caetano, L. Santos, A. Leitão // *Frontiers of Architectural Research*. – 2020. – Vol. 9, № 2. – P. 287–300. – DOI: 10.1016/j.foar.2019.12.008.
4. The wood from the trees: The use of timber in construction / M. H. Ramage, H. Burrigge, M. Busse-Wicher [et al.] // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2017. – Vol. 68. – P. 333–359. – DOI: 10.1016/j.rser.2016.09.107.
5. Dallasega, P. Industry 4.0 as an Enabler of Proximity for Construction Supply Chains: A Systematic Literature Review / P. Dallasega, E. Rauch, C. Linder // *Computers in Industry*. – 2018. – Vol. 99. – P. 205–225. – DOI: 10.1016/j.compind.2018.03.039.
6. Bryde, D. The project benefits of Building Information Modelling (BIM) / D. Bryde, M. Broquetas, J. M. Volm // *International Journal of Project Management*. – 2013. – Vol. 31, № 7. – P. 971–980. – DOI: 10.1016/j.ijproman.2012.12.001.
7. Artificial Intelligence and Architectural Design: An Introduction / J. Muntañola, M. Saura, A. Cocho-Bermejo, J. Beltran Borrás. – Barcelona : Polytechnic University of Catalonia, 2022. – DOI: 10.5821/ebook-9788419184498.
8. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models / R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz [et al.] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. – New Orleans, 2022. – P. 10684–10695. – DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01042.
9. Photorealistic Text-to-Image Diffusion Models with Deep Language Understanding / C. Saharia, W. Chan, S. Saxena [et al.] // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. – 2022. – Vol. 35. – P. 36479–36494. – DOI: 10.48550/arXiv.2205.11487.
10. Amanzadegan, M. A Systematic Review of the BIM in Construction: From Smart Building Management to Interoperability of BIM & AI / M. Amanzadegan, A. Heidari, Y. Peyvasteegar // *Architectural Science Review*. – 2023. – Vol. 66, № 5. – P. 1–20. – DOI: 10.1080/00038628.2023.2263721.
11. Integrating Building Information Modelling and Artificial Intelligence in Construction Projects: A Review of Challenges and Mitigation Strategies / A. A. Khan, A. O. Bello, M. Arqam [et al.] // *Technologies*. – 2024. – Vol. 12, № 10. – Art. 185. – DOI: 10.3390/technologies12100185.
12. Integrated applications of building information modeling and artificial intelligence techniques in the AEC/FM industry / F. Zhang, A. P. C. Chan, A. Darko [et al.] // *Automation in Construction*. – 2022. – Vol. 139. – Art. 104289. – DOI: 10.1016/j.autcon.2022.104289.
13. Nguyen Van, T. Research Trends on Machine Learning in Construction Management: A Scientometric Analysis / T. Nguyen Van, T. Nguyen Quoc // *Journal of Applied Science and Technology Trends*. – 2021. – Vol. 2, № 2. – P. 124–132. – DOI: 10.38094/jastt203105.
14. Alnajjar, O. A Systematic Review of Lean Construction, BIM and Emerging Technologies Integration: Identifying Key Tools / O. Alnajjar, E. Atencio, J. Turmo // *Buildings*. – 2025. – Vol. 15, № 16. – Art. 2884. – DOI: 10.3390/buildings15162884.
15. Towards 4D BIM: A Systematic Literature Review on Challenges, Strategies and Tools in Leveraging AI with BIM / M. Awe, A. Malhi, M. Budka [et al.] // *Buildings*. – 2025. – Vol. 15, № 7. – Art. 1072. – DOI: 10.3390/buildings15071072.
16. Generative AI for Architectural Design: A Literature Review / C. Li, T. Zhang, X. Du [et al.] // *arXiv*. – 2024. – arXiv:2404.01335. – URL: <https://arxiv.org/abs/2404.01335> (date of access: 24.10.2025).
17. Lobos-Calquin, D. Implementation of BIM Technologies in Wood Construction: Multidisciplinary Review / D. Lobos-Calquin, R. Mata, C. Correa [et al.] // *Buildings*. – 2024. – Vol. 14, № 3. – P. 677. – DOI: 10.3390/buildings14030677.
18. BIMForum. Level of Development (LOD) Specification, Part I & Commentary. – Washington D.C. : BIMForum, 2023. – 238 p. – URL: <https://bimforum.org/loa> (дата обращения: 24.10.2025).
19. Zhang, L. Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models / L. Zhang, A. Rao, M. Agrawala // *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – Paris, 2023. – P. 3836–3847. – DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.00355.

20. As, I. Artificial Intelligence in Architecture: Generating Conceptual Design via Deep Learning / I. As, P. Basu // International Journal of Architectural Computing. – 2018. – Vol. 16, № 4. – P. 306–327. – DOI: 10.1177/1478077118800982.
21. Artificial Intelligence in the Construction Industry: A Review of Present Status, Opportunities and Future Challenges / S. O. Abioye, L. O. Oyedele, L. Akanbi [et al.] // Journal of Building Engineering. – 2021. – Vol. 44. – P. 103299. – DOI: 10.1016/j.job.2021.103299.
22. Ho, J. Denoising Diffusion Probabilistic Models / J. Ho, A. Jain, P. Abbeel // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2020. – Vol. 33. – P. 6840–6851. – DOI: 10.48550/arXiv.2006.11239.
23. Regenwetter, L. Deep Generative Models in Engineering Design: A Review / L. Regenwetter, A. H. Nobari, F. Ahmed // Journal of Mechanical Design. – 2022. – Vol. 144, № 7. – P. 071703. – DOI: 10.1115/1.4053859.
24. Исаев, Ш. М. Современные подходы к проектированию архитектурного освещения с помощью искусственного интеллекта / Ш. М. Исаев, А. И. Зацепина // Неделя науки Инженерно-строительного института – 2025: материалы секции «Цифровое строительство зданий и сооружений». – СПб. : Изд-во СПбПУ, 2025. – С. 263–265.
11. Integrating Building Information Modelling and Artificial Intelligence in Construction Projects: A Review of Challenges and Mitigation Strategies / A. A. Khan, A. O. Bello, M. Arqam [et al.] // Technologies. – 2024. – Vol. 12, № 10. – Art. 185. – DOI: 10.3390/technologies12100185.
12. Integrated applications of building information modeling and artificial intelligence techniques in the AEC/FM industry / F. Zhang, A. P. C. Chan, A. Darko [et al.] // Automation in Construction. – 2022. – Vol. 139. – Art. 104289. – DOI: 10.1016/j.autcon.2022.104289.
13. Nguyen Van, T. Research Trends on Machine Learning in Construction Management: A Scientometric Analysis / T. Nguyen Van, T. Nguyen Quoc // Journal of Applied Science and Technology Trends. – 2021. – Vol. 2, № 2. – P. 124–132. – DOI: 10.38094/jastt203105.
14. Alnajjar, O. A Systematic Review of Lean Construction, BIM and Emerging Technologies Integration: Identifying Key Tools / O. Alnajjar, E. Atencio, J. Turmo // Buildings. – 2025. – Vol. 15, № 16. – Art. 2884. – DOI: 10.3390/buildings15162884.
15. Towards 4D BIM: A Systematic Literature Review on Challenges, Strategies and Tools in Leveraging AI with BIM / M. Awe, A. Malhi, M. Budka [et al.] // Buildings. – 2025. – Vol. 15, № 7. – Art. 1072. – DOI: 10.3390/buildings15071072.
16. Generative AI for Architectural Design: A Literature Review / C. Li, T. Zhang, X. Du [et al.] // arXiv. – 2024. – arXiv:2404.01335. – URL: <https://arxiv.org/abs/2404.01335> (date of access: 24.10.2025).
17. Lobos-Calquin, D. Implementation of BIM Technologies in Wood Construction: Multidisciplinary Review / D. Lobos-Calquin, R. Mata, C. Correa [et al.] // Buildings. – 2024. – Vol. 14, № 3. – P. 677. – DOI: 10.3390/buildings14030677.
18. BIMForum. Level of Development (LOD) Specification, Part I & Commentary. – Washington D.C. : BIMForum, 2023. – 238 p. – URL: <https://bimforum.org/lod> (data obrashcheniya: 24.10.2025).
19. Zhang, L. Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models / L. Zhang, A. Rao, M. Agrawala // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). – Paris, 2023. – P. 3836–3847. – DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.00355.
20. As, I. Artificial Intelligence in Architecture: Generating Conceptual Design via Deep Learning / I. As, P. Basu // International Journal of Architectural Computing. – 2018. – Vol. 16, № 4. – P. 306–327. – DOI: 10.1177/1478077118800982.
21. Artificial Intelligence in the Construction Industry: A Review of Present Status, Opportunities and Future Challenges / S. O. Abioye, L. O. Oyedele, L. Akanbi [et al.] // Journal of Building Engineering. – 2021. – Vol. 44. – P. 103299. – DOI: 10.1016/j.job.2021.103299.
22. Ho, J. Denoising Diffusion Probabilistic Models / J. Ho, A. Jain, P. Abbeel // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2020. – Vol. 33. – P. 6840–6851. – DOI: 10.48550/arXiv.2006.11239.
23. Regenwetter, L. Deep Generative Models in Engineering Design: A Review / L. Regenwetter, A. H. Nobari, F. Ahmed // Journal of Mechanical Design. – 2022. – Vol. 144, № 7. – P. 071703. – DOI: 10.1115/1.4053859.
24. Isaev, SH. M. Sovremennye podhody k proektirovaniyu arhitekturnogo osveshcheniya s pomoshch'yu iskusstvennogo intellekta / SH. M. Isaev, A. I. Zacepina // Nedelya nauki Inzhenerno-stroitel'nogo instituta – 2025: materialy sekcii «Cifrovoe stroitel'stvo zdaniy i sooruzhenij». – SPb. : Izd-vo SPbPU, 2025. – S. 263–265.

References

Материал поступил 09.02.2026, одобрен 23.02.2026, принят к публикации 30.03.2026