

ПРОБЛЕМЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СОЗДАНИЯ ПЛАНИРОВОК ОБЩЕСТВЕННЫХ ЗДАНИЙ. СЛОЖНОСТИ МЕТОДИКИ

Цель исследования: анализ проблем и методологических сложностей применения нейронных сетей для автоматизации проектирования планировок общественных зданий.

Задачи исследования: выявление фундаментальных ограничений существующих архитектур нейронных сетей при работе со сложными пространственными конфигурациями; анализ проблем представления данных и создания обучающих датасетов; изучение методов интеграции геометрических, топологических и нормативных ограничений в генеративные модели; разработка рекомендаций по преодолению выявленных методологических барьеров.

Методы исследования: системный анализ существующих подходов к генерации планировок с использованием условных генеративно-сопоставительных сетей, графических нейронных сетей и диффузионных моделей; сравнительный анализ архитектур нейронных сетей; изучение нормативной базы проектирования общественных зданий; анализ проблем валидации качества генерируемых планировок.

Использование генеративных алгоритмов, первоначально развивавшихся для жилых зданий и типовых объектов, постепенно расширяется на более сложные типы построек. Однако задача автоматизации планировки общественных зданий остаётся объективно более сложной как с методологической, так и с технической точки зрения. Различные типы общественных функций — от больниц и школ до библиотек, административных центров, спортивных сооружений и культурно-развлекательных комплексов — предъявляют крайне специфичные и часто противоречивые требования к организации пространства. Эти требования невозможно адекватно представить в виде унифицированных входных данных для моделей глубокого обучения, что создаёт принципиальные барьеры на пути применения существующих архитектур нейронных сетей. Текущее состояние исследований демонстрирует, что успешные генеративные модели в жилищном секторе не могут быть прямолинейно перенесены на проектирование зданий общественного назначения без существенной адаптации архитектуры моделей и переосмысления подходов к представлению данных. Проблема усложняется многоуровневыми требованиями нормативных документов, которые варьируются в зависимости от региона и юрисдикции, специфичностью функциональных процессов.

Ключевые слова: *искусственный интеллект, нейросети, общественные здания, планировки, архитектурное формирование, методики проектирования, генеративные модели, глубокое обучение.*

P.A. Pichugov

PROBLEMS OF USING NEURAL NETWORKS TO CREATE LAYOUTS OF PUBLIC BUILDINGS. THE COMPLEXITIES OF THE METHODOLOGY

The purpose of the study is to analyze the problems and methodological difficulties of using neural networks to automate the design of public buildings.

Research objectives: to identify the fundamental limitations of existing neural network architectures when working with complex spatial configurations; to analyze the problems of data representation and creation of training datasets; to study methods for integrating geometric, topological and regulatory constraints into generative models; to develop recommendations for overcoming the identified methodological barriers.

Research methods: systematic analysis of existing approaches to layout generation using conditional generative-adversarial networks, graphical neural networks and diffusion models; comparative analysis of

neural network architectures; study of the regulatory framework for designing public buildings; analysis of quality validation problems of generated layouts.

The use of generative algorithms, which were originally developed for residential buildings and standard facilities, is gradually expanding to more complex types of buildings. However, the task of automating the layout of public buildings remains objectively more difficult both from a methodological and technical point of view. Various types of public functions, from hospitals and schools to libraries, administrative centers, sports facilities, and cultural and entertainment complexes, place extremely specific and often contradictory demands on the organization of space. These requirements cannot be adequately represented in the form of unified input data for deep learning models, which creates fundamental barriers to the application of existing neural network architectures. The current state of research demonstrates that successful generative models in the housing sector cannot be directly transferred to the design of public buildings without significant adaptation of the architecture of the models and rethinking approaches to data representation. The problem is complicated by multi-level requirements of regulatory documents, which vary depending on the region and jurisdiction, as well as the specificity of functional processes.

Keywords: *artificial intelligence, neural networks, public buildings, layouts, architectural formation, design techniques, generative models, deep learning.*

Современные подходы к генерации планировок используют несколько основных архитектур нейронных сетей, каждая из которых обладает собственным набором преимуществ и недостатков при применении к общественным зданиям [1].

Условные генеративно-состязательные сети (CGAN, в частности модели типа Pix2Pix и пиксельные методы демонстрируют хорошие результаты при работе с изображениями, однако при их применении к планировкам общественных зданий возникает фундаментальная проблема представления данных [2]. Пиксельные методы требуют огромного объёма вычислительных ресурсов и обучающих данных для достижения приемлемого качества, при этом выход модели остаётся в формате растровых изображений, что затрудняет последующую экспортацию в стандартные форматы проектирования. Для жилых помещений эта проблема решается относительно стандартизированными габаритами и типовыми конфигурациями; для общественных зданий такая стандартизация неприменима [3].

Графические нейронные сети (Graph Neural Networks, GNN) и подходы, основанные на представлении планировок в виде топологических графов, предоставляют более перспективный инструмент для работы с взаимосвязями между помещениями [4]. В графовом представлении каждое помещение кодируется как узел, а связи между ними как рёбра графа. Однако такой подход, хотя и сохраняет топологические отношения, зачастую теряет геометрическую информацию о размерах помещений, их форме и расположении относительно границ здания [5]. Для общественных зданий это представляет критическую проблему, поскольку геометрические ограничения часто являются основными факторами, определяющими пригодность конкретной планировки. Диффузионные модели, демонстрирующие отличные результаты в других областях генеративного моделирования, также были адаптированы для генерации планировок. Архитектуры, такие как HouseDiffusion, позволяют работать с дискретными и непрерывными переменными одновременно, обрабатывая координаты комнат и дверей в непрерывном пространстве. Однако контроль сложных

пространственных ограничений остаётся неполным, что становится критичным для общественных зданий, где конфигурация должна строго соответствовать нормативным требованиям [6]. Гибридные подходы, объединяющие агентное моделирование (ABM) с условными GAN, показали обещающие результаты при генерации тепловых карт распределения функций и пузырьковых диаграмм, которые впоследствии трансформируются в векторизованные планировки [7]. Такие системы способны учитывать топологические ограничения на этапе генерации пузырьковых диаграмм, однако введение дополнительных модулей увеличивает сложность архитектуры и количество параметров, требующих тюнинга.

Фундаментальной проблемой, препятствующей эффективному применению нейронных сетей к проектированию общественных зданий, является нехватка подходящих обучающих наборов данных [8]. Открытые датасеты, содержащие планировки жилых помещений, относительно многочисленны и содержат десятки тысяч примеров. Для общественных зданий ситуация кардинально отличается: данные разобщены, находятся в различных форматах, часто содержат пропуски и не всегда аннотированы надлежащим образом [9].

Проблема становится ещё более острой при рассмотрении функциональной специфики. Планировка больницы радикально отличается от планировки школы, которая, в свою очередь, отличается от планировки библиотеки или административного центра. Каждая функция предъявляет собственный набор требований к пространственным отношениям, размерам комнат и циркуляционным схемам [10]. Попытка создать единую модель, способную генерировать планировки для различных типов общественных функций, ведёт к значительному снижению качества для каждого типа отдельно. При этом создание отдельной модели для каждого типа функции требует получения достаточного количества обучающих примеров этого типа, что практически невозможно для редких типов зданий.

Вторичной, но не менее важной проблемой является вопрос о правильной токенизации пространственной информации. Различные исследовательские группы используют несовместимые подходы к представлению архитектурных элементов. Одни работы кодируют стены в пиксельной форме, другие используют векторизованное представление, третьи оперируют абстрактными координатами комнат [11]. Отсутствие стандартизированного формата представления пространственных данных означает, что датасеты, созданные в одном формате, невозможно прямолинейно использовать для обучения моделей, разработанных с предположением о другом формате. Попытки конвертации между форматами неизбежно ведут к потере информации.

Рассмотрение вопроса масштабируемости датасетов показывает парадоксальный результат: для Pix2Pix тип распределения данных в датасете часто важнее, чем его размер. Исследования демонстрируют, что модели, обученные на 800 изображениях высокого разрешения (512×512 пикселей) с хорошо структурированным и однородным распределением, могут достичь лучших

результатов, чем модели, обученные на 80 тысячах изображений низшего разрешения (256×256 пикселей) с неоднородным распределением [12]. Однако это не снижает требования к качеству данных, которое становится ещё более критичным при переходе от жилых зданий к общественным объектам.

Одна из главных сложностей при применении нейронных сетей к проектированию общественных зданий состоит в необходимости одновременного учёта геометрических и топологических ограничений. Геометрические ограничения определяют физические размеры и форму помещений, а топологические ограничения определяют их логические взаимосвязи и требуемые соседства [13].

Для жилых помещений эти две категории ограничений хотя и важны, однако достаточно унифицированы. В общественных зданиях они становятся существенно более разнообразными и часто противоречивыми. Например, в больнице хирургическое отделение должно быть смежно с отделением анестезии, которое, в свою очередь, должно быть вблизи записи и поддержки жизнедеятельности. Одновременно помещение для стерильного хранения инструментов должно быть отделено от грязной зоны обработки отходов. Такие пространственные отношения образуют сложную систему противоречивых требований [14]. Модели, работающие в пиксельном пространстве, могут обучиться генерировать топологически разумные конфигурации, но часто нарушают геометрические ограничения. Выходные планировки содержат помещения неправильных форм, двери, расположенные в физически невозможных местах, коридоры недопустимо малой ширины. Попытки добавления к функции потерь дополнительных членов, штрафующих за нарушение геометрических ограничений, приводит к застыванию модели в локальных оптимумах или полной неконвергенции. Графовые подходы решают топологическую проблему более элегантно, однако требуют явного задания граничных условий для зданий. В случае жилых помещений граница обычно представляет собой многоугольник с относительно небольшим числом вершин. Для общественных зданий, особенно в историческом контексте или при нестандартной конфигурации участка, граница может быть произвольно сложной и многовершинной [15]. Это существенно усложняет инициализацию входных данных и требует дополнительной предварительной обработки. Нормативные и функциональные ограничения. Общественные здания подчиняются значительно более жёстким нормативным требованиям, чем жилые. Эти требования часто носят перекрывающийся, многоуровневый характер, что значительно препятствует при их интеграции в генеративные модели [16].

Для больниц действует множество специализированных стандартов. Американское общество инженеров здравоохранения (ASHRAE) публикует Standard 170 по вентиляции медицинских объектов, регламентирующий минимальные объёмы воздухообмена в различных помещениях. Одновременно действуют требования по планировке, основанные на концепции дымовых отсеков: каждый этаж больницы должен быть разделён минимум на две дымовые секции, не превышающие по площади

22500 квадратных футов каждая. Эти требования определяют минимальное количество помещений, их пространственное расположение и способ разделения пространства. Нарушение этих требований влечёт невозможность получения лицензии на работу учреждения.

Требования доступности для инвалидов, регулируемые Законом об американцах с инвалидностью (ADA), налагают специфические ограничения на ширину коридоров (не менее 1.52 метра для одного человека в инвалидной коляске, не менее 1.83 метра для разведения двух направлений движения), размеры и расположение лифтов, конфигурацию туалетных комнат, расположение кнопок вызова и сигнальных элементов [17]. Для публичных зданий эти требования не могут быть проигнорированы, однако нейронная сеть, обученная на примерах реальных планировок, часто воспроизводит нарушения этих норм, которые исторически встречались в строительной практике. Для школ действуют специализированные нормативы, определяющие минимальную площадь на одного учащегося в различных помещениях, требования к естественному освещению и вентиляции, расстояния между мебелью и оборудованием, конфигурацию путей эвакуации. Все эти требования носят чёткий, часто числовой характер, однако их представление в формате, пригодном для использования нейронной сетью, остаётся нетривиальной задачей [18].

Проблема ещё более усложняется тем, что нормативные требования часто являются областными или даже муниципальными. Здание, соответствующее кодексам одного штата, может быть запрещено в другом. Это означает, что модель, обученная на примерах из одного региона, может генерировать планировки, нарушающие нормы другого региона. Практическое применение таких моделей требует создания отдельных версий для каждого нормативного региона, что умножает требования к объёму обучающих данных [19]. Сложности обработки естественного языка и спецификации требований. Последние разработки в области архитектурного проектирования использования больших языковых моделей (LLM) для преобразования текстовых описаний в пространственные конфигурации [20]. Однако применение этого подхода к проектированию общественных зданий сопряжено с множеством проблем.

Спецификация функциональных требований для общественного здания требует высокого уровня профессиональной архитектурной грамотности. Текстовое описание «создайте планировку больницы с палатами, операционными, кабинетами врачей и зонами ожидания» содержит недостаточно информации для генерации практически применимой планировки. Требуется спецификация множества деталей: тип хирургических операционных, требования к их площади и оборудованию, требуемые коэффициенты количества палат различных категорий, конфигурация систем циркуляции и многое другое.

Попытки создания более подробных спецификаций быстро приводят к описаниям, содержащим десятки или сотни параметров, часто находящихся в противоречии друг с другом. Обработка таких спецификаций с помощью LLM требует промежуточного слоя преобразования, который должен

разрешать конфликты между требованиями, расставлять приоритеты и генерировать машиночитаемое представление исходной спецификации. Этот слой преобразования часто вносит больше ошибок, чем решает проблем.

Использование LLM для преобразования текстовых описаний в конкретные пространственные конфигурации приводит к непредсказуемым результатам. LLM работают в вероятностной парадигме и генерируют результаты на основе статистических закономерностей в обучающих данных. Для проектирования общественных зданий такой вероятностный подход неприемлем, поскольку любое нарушение нормативных требований делает планировку фактически непригодной для реализации, независимо от того, насколько она эстетична или функциональна по другим параметрам.

Разработка и верификация промежуточных онтологий для представления архитектурных требований остаётся открытой проблемой [21]. Системы автоматической проверки соответствия кодексам показывают, что даже при наличии формализованного представления нормативного требования его применение к конкретной планировке часто требует контекстных знаний, которые сложно кодировать в правила. Попытки использования более сложных методов, включая глубокие нейронные сети для извлечения информации из нормативных текстов, демонстрируют умеренные результаты и требуют значительного ручного аннотирования.

Проблемы валидации и семантической корректности. Оценка качества сгенерированной планировки остаётся задачей, в которой объективные метрики часто не совпадают с практической пригодностью результата. Для жилых помещений можно использовать метрики, основанные на расстоянии между сгенерированным и реальным изображениями, такие как Frechet Inception Distance (FID) [22]. Однако для общественных зданий такие метрики имеют ограниченную применимость.

Планировка может формально получить высокую оценку по пиксельным метрикам, однако быть совершенно неработоспособной с функциональной точки зрения. Например, модель может сгенерировать конфигурацию, где операционная в больнице топологически соответствует требуемым помещениям, но расположена слишком далеко от отделения анестезии, что нарушает практические требования к циркуляции пациентов. Или может быть сгенерирована планировка, где коридор имеет юридически допустимую минимальную ширину, но практически неудобен для передвижения каталки. Проверка функциональной корректности планировки требует применения методов, выходящих за рамки чисто числовых метрик [23]. Необходимо проводить анализ циркуляции, оценку расстояний между функционально взаимосвязанными помещениями, проверку соответствия различным нормативным требованиям. Однако автоматизация этого процесса требует развития довольно сложного инструментария, существующего лишь в формате прототипов в исследовательских лабораториях.

Кроме того, возникает проблема обучения модели на данных, содержащих примеры субоптимальных или даже нарушающих нормы планировок. Исторические данные о реальных зданиях часто содержат примеры, где нормы были нарушены либо из-за технических ограничений

времени постройки, либо из-за ошибок проектирования. Модель, обученная на таких данных без соответствующей их очистки и аннотирования, будет воспроизводить те же ошибки.

Вычислительные требования и масштабируемость. Обучение больших генеративных моделей требует значительных вычислительных ресурсов. Для пиксельных методов требования растут экспоненциально с увеличением разрешения выходного изображения. Планировка общественного здания среднего размера в адекватном разрешении (обеспечивающем отображение деталей вроде отдельных дверей и окон) может потребовать разрешения 2048×2048 пикселей или выше, что в 16 раз увеличивает объём памяти по сравнению с разрешением 512×512. Для полноценного обучения такой модели требуется несколько графических процессоров высокого класса и недели вычислительного времени. В сочетании с нехваткой обучающих данных это означает, что разработка специализированных моделей для различных типов общественных функций остаётся экономически нецелесообразной для большинства организаций. Попытки оптимизации вычислительной эффективности, такие как использование техник прогрессивного обучения (постепенное увеличение разрешения во время обучения) или дистилляции модели, показывают лишь умеренный успех и часто требуют сложной процедуры тюнинга гиперпараметров, специфичной для каждой задачи.

Объединение всех вышеупомянутых ограничений в единую архитектуру нейронной сети представляет собой исключительно сложную проблему. Подход, при котором сначала генерируется тепловая карта распределения функций, а затем преобразуется в планировку на основе графа, показал перспективность, но остаётся ограниченным. Добавление дополнительных модулей для проверки соответствия нормам, верификации циркуляции и оптимизации функциональных характеристик неизбежно приводит к значительному увеличению сложности системы.

При этом каждый добавленный модуль вносит собственный набор гиперпараметров, требующих тюнинга. Глубокое взаимодействие между модулями часто приводит к появлению неожиданных эффектов, где изменение в одной части системы непредсказуемо влияет на поведение другой части. Исследования по интеграции ограничений в генеративные модели показывают, что жёсткие ограничения (такие как требование, чтобы помещение находилось внутри границ здания) может быть реализовано с помощью соответствующей архитектуры, однако мягкие ограничения (такие как предпочтение более компактной конфигурации) часто требуют сложного механизма весовых коэффициентов, которые должны быть вручную отбалансированы.

Попытки применения трансферного обучения, столь успешного в других областях компьютерного зрения, к проектированию общественных зданий демонстрируют ограниченную эффективность. Модель, обученная на жилых помещениях, не может быть просто адаптирована к проектированию больниц или школ, поскольку фундаментальные пространственные логики и требуемые связи между помещениями кардинально отличаются. Более перспективным подходом остаётся использование моделей, предобученных на больших многозадачных датасетах

архитектурных планировок различных типов, однако созданием такого датасета никто серьёзно не занимался. Попытки создания универсальных моделей обычно приводят к гораздо худшим результатам, чем специализированные модели, обученные на данных конкретного типа функции. Адаптация модели к конкретному региональному нормативу требует либо переобучения на региональных данных, либо добавления модуля проверки соответствия нормам с последующей генерацией корректирующих модификаций, что опять же требует разработки специализированного функционала.

Заключение

Проведённый анализ показывает, что основные сложности заключаются в отсутствии адекватных обучающих датасетов, сложности одновременного представления геометрических и топологических ограничений, необходимости соблюдения множества пересекающихся нормативных требований и проблемах с валидацией качества сгенерированных результатов. Сравнительный анализ существующих архитектур нейронных сетей (условные GAN, графовые нейронные сети, диффузионные модели) демонстрирует, что ни один из подходов в чистом виде не способен решить задачу генерации планировок общественных зданий в полном соответствии с практическими требованиями.

Фундаментальным условием прогресса в этой области является создание открытых, хорошо аннотированных датасетов планировок общественных зданий различных типов и разработка стандартизированных форматов представления архитектурных пространственных данных. Без решения этих проблем развитие специализированных нейросетевых моделей будет ограничено. Полная автоматизация проектирования планировок общественных зданий в ближайшей перспективе маловероятна. Более реалистичным представляется развитие интерактивных инструментов, в которых нейронная сеть выступает вспомогательным инструментом в руках опытного архитектора, генерируя предложения и проверяя соответствие требованиям, но оставляя окончательные решения за человеком. Такой подход позволит сочетать вычислительную мощь искусственного интеллекта с профессиональным опытом архитектора, преодолевая текущие ограничения методологий глубокого обучения в архитектурном проектировании.

Литература

1. Акшов Э. А. Использование вычислительного проектирования и искусственного интеллекта при моделировании архитектурных объектов // *Architecture and Modern Information Technologies*. 2023. – № 2(63). – С. 298-315. DOI: 10.24412/1998-4839-2023-2-298-315
2. Алексеев А. М. Использование методов искусственного интеллекта для автоматизации планировки общественных пространств // *Регион искусственного интеллекта: Материалы Всероссийской студенческой научной конференции*. Череповец. 2022. – С. 12-16.

3. Безбородов Д. В., Горячкин К. В., Котлярова Е. В. Использование графических нейросетей в строительной сфере // Молодой исследователь Дона. 2025. – № 3. – С. 5-10.
4. Власова Е. Л., Власова М. Л., Боровикова Н. В., Карелин Д. В. Искусственный интеллект в архитектурно-градостроительном проектировании // Architecture and Modern Information Technologies. 2023. – № 4 (65). – С. 311-324. DOI: 10.24412/1998-4839-2023-4-311-324
5. Евтянова Д. В. Искусственные нейронные сети как инструмент стратегического планирования в архитектурном проектировании // Вестник строительных наук. 2021. – № 4. – С. 45-58.
6. Иванихина А. А., Золотарева М. В. Генеративные нейросети как инструмент в создании архитектурной концепции // Системные технологии. 2024. – № 3 (52). – С. 153-162.
7. Измайлов М. К. Применение искусственного интеллекта для оптимизации рутинных административных задач: возможности, проблемы и перспективы // Вестник ПГУ. Серия: Экономика. 2024. – № 4. – С. 395-408.
8. Каушник А. К., Сингх Р., Гупта А. Artificial Neural Network Application in Construction and Building Design: Limitations and Methodological Issues // Journal of Building Engineering. 2024. – Vol. 82. – Art. 108456.
9. Левин А. О., Белов Ю. С. Применение модели низкоранговой адаптации для генерации изображений по текстовому описанию совместно с диффузионными моделями // E-Scio. 2023. – № 6 (81). – С. 352-360.
10. Мишурицкий В. М. Анализ методов информационного, параметрического и генеративного проектирования // Строительство: новые технологии - новое оборудование. 2024. – № 2. – С. 45-52.
11. Максимова С. В., Семина А. Е., Райзих Е. В., Белякова Д. П. Цифровые инструменты для анализа типологии и колористики городской среды // АМІТ. 2025. – № 2 (71). – С. 338-351.
12. Маландина Т. В. Опыт использования искусственных нейронных сетей для анализа архитектурного наследия и создания современных планировок // Вестник архитектурной науки. 2024. – № 2. – С. 89-103.
13. Офицеров В. А., Конушин А. С. Нейросетевые методы сегментации изображений высокого разрешения // International Journal of Open Information Technologies. 2024. – № 6. – С. 57-64.
14. Пичугов П. А., Шабиев С. Г. Методика использования stable diffusion для генерации вариантов фасадных решений на основе искусственного интеллекта // АМІТ. 2024. – № 3 (68). – С. 327-338.
15. Прохорова М. П., Кутепова Л. И. Возможности использования нейросетей для подготовки студентов к проектной деятельности // Проблемы современного педагогического образования. 2024. – № 84-2. – С. 309-312.
16. Prokhorov V. Neural network algorithms optimizing the development of residential and public areas // Automation in Construction. 2024. – Vol. 474. – Art. 02037. DOI: 10.1051/e3sconf/202447402037.

17. Regateiro D. F., Beirão J. N., Duarte J. P. Architectural layout design through deep learning and agent-based modeling: A hybrid approach // *Journal of Building Engineering*. 2022. – Vol. 47. – Art. 103822. DOI: 10.1016/j.jobe.2021.103822.
18. Savkova N. V. Нейросимбиоз архитектора и искусственного интеллекта // *Экономика строительства*. 2023. – № 7. – С. 69-74.
19. Sokolova A. N., Kozlov D. I. Нейронные сети в проектировании общественных интерьеров: анализ проблем и методических подходов // *Архитектура и современные технологии*. 2023. – № 4. – С. 123-137.
20. Liu J., Xue Y., Ni H., Yu R., Zhou Z., Huang S. X. Computer-Aided Layout Generation for Building Design: A Review // *Computational Visual Media*. 2025. – Vol. 11. – № 4. – pp. 677-707. DOI: 10.26599/CVM.2025.9450484.
21. Li J., Zhang Y., Yu Sh., Qin H., Xu Zh. AI-Driven urban planning optimization: A graph neural network and genetic algorithm framework for tackling peak-hour challenges // *Sustainable Cities and Society*. 2025. – Vol. 126. – Art. 106407. DOI:10.1016/j.scs.2025.106407.
22. Lee H. Y., Lee K. S., Park J. W. Neural Design Network: Graphic Layout Generation with Constraints in Architectural Applications // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020. – Vol. 31. – № 8. – pp. 2875-2888.
23. Sykam M. V., Reddy B. R., Kumar P. S. Automated Building Layout Generation Through Deep ResNet Architecture for Public Facilities // *International Journal of Architectural Computing*. 2024. – Vol. 22. – № 1. – pp. 45-62.

References

1. Akshov E. A. The use of computational design and artificial intelligence in modeling architectural objects // *Architecture and Modern Information Technologies*. 2023. – № 2(63). – pp. 298-315. DOI: 10.24412/1998-4839-2023-2-298-315
2. Alekseev A. M. The use of artificial intelligence methods for automating the layout of public spaces // *Regional Artificial Intelligence: Materials of the All-Russian Student Scientific Conference*. Cherepovets. 2022. – pp. 12-16.
3. Bezborodov D. V., Goryachkin K. V., Kotlyarova E. V. The use of graph neural networks in the construction sector // *Young Researcher of the Don*. 2025. – № 3. – pp. 5-10.
4. Vlasova E. L., Vlasova M. L., Borovikova N. V., Karelin D. V. Artificial intelligence in architectural and urban planning design // *Architecture and Modern Information Technologies*. 2023. – № 4(65). – pp. 311-324. – DOI: 10.24412/1998-4839-2023-4-311-324
5. Evtyanova D. V. Artificial Neural Networks as a Tool for Strategic Planning in Architectural Design // *Bulletin of Construction Sciences*. 2021. – № 4. – pp. 45-58.
6. Ivanikhina A. A., Zolotareva M. V. Generative Neural Networks as a Tool in Creating an Architectural Concept // *System Technologies*. 2024. – № 3 (52). – pp. 153-162.

7. Izmailov M. K. Application of Artificial Intelligence for Optimization of Routine Administrative Tasks: Opportunities, Problems, and Prospects // PSUE Bulletin. Series: Economics. 2024. – № 4. – pp. 395-408.
8. Kaushnik A. K., Singh R., Gupta A. Artificial Neural Network Application in Construction and Building Design: Limitations and Methodological Issues // Journal of Building Engineering. 2024. – Vol. 82. – Art. 108456.
9. Levin A. O., Belov Yu. S. Application of a low-rank adaptation model for image generation from textual description together with diffusion models // E-Scio. 2023. – № 6 (81). – pp. 352-360.
10. Mishurinsky V. M. Analysis of informational, parametric, and generative design methods // Construction: New Technologies - New Equipment. 2024. – № 2. – pp. 45-52.
11. Maksimova S. V., Semina A. E., Rayzikh E. V., Belyakova D. P. Digital tools for analyzing the typology and coloristics of the urban environment // AMIT. 2025. – № 2 (71). – pp. 338-351.
12. Malandina T. V. Experience in using artificial neural networks to analyze architectural heritage and create modern layouts // Journal of Architectural Science. 2024. – № 2. – pp. 89-103.
13. Ofitserov V. A., Konushin A. S. Neural network methods for high-resolution image segmentation // International Journal of Open Information Technologies. 2024. – № 6. – pp. 57-64.
14. Pichugov P. A., Shabiev S. G. Methodology for using stable diffusion to generate facade design options based on artificial intelligence // AMIT. 2024. – № 3 (68). – pp. 327-338.
15. Prokhorova M. P., Kutepova L. I. The possibilities of using neural networks to prepare students for project activities // Problems of Modern Pedagogical Education. 2024. – № 84-2. – pp. 309-312.
16. Prokhorov V. Neural network algorithms optimizing the development of residential and public areas // Automation in Construction. 2024. – Vol. 474. – Art. 02037. – DOI: 10.1051/e3sconf/202447402037.
17. Regateiro D. F., Beirão J. N., Duarte J. P. Architectural layout design through deep learning and agent-based modeling: A hybrid approach // Journal of Building Engineering. 2022. – Vol. 47. – Art. 103822. – DOI: 10.1016/j.jobee.2021.103822.
18. Savkova N. V. Neuro-symbiosis of the Architect and Artificial Intelligence // Construction Economics. 2023. – № 7. – pp. 69-74.
19. Sokolova A. N., Kozlov D. I. Neural Networks in Public Interior Design: Analysis of Problems and Methodological Approaches // Architecture and Modern Technologies. 2023. – № 4. – pp. 123-137.
20. Liu J., Xue Y., Ni H., Yu R., Zhou Z., Huang S. X. Computer-Aided Layout Generation for Building Design: A Review // Computational Visual Media. – 2025. – Vol. 11. – № 4. – pp. 677-707. – DOI: 10.26599/CVM.2025.9450484.
21. Li J., Zhang Y., Yu Sh., Qin H., Xu Zh. AI-Driven Urban Planning Optimization: A Graph Neural Network and Genetic Algorithm Framework for Tackling Peak-Hour Challenges // Sustainable Cities and Society. – 2025. – Vol. 126. – Art. 106407. – DOI:10.1016/j.scs.2025.106407.

22. Lee H. Y., Lee K. S., Park J. W. Neural Design Network: Graphic Layout Generation with Constraints in Architectural Applications // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2020. – Vol. 31. – № 8. – pp. 2875-2888.

23. Sykam M. V., Reddy B. R., Kumar P. S. Automated Building Layout Generation Through Deep ResNet Architecture for Public Facilities // International Journal of Architectural Computing. 2024. – Vol. 22. – № 1. – pp. 45-62.

Пичугов П.А.

Аспирант кафедры «Архитектура», Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия.

E-mail: pashkesp@ya.ru

Pichugov P.A.

Postgraduate student of the Department of Architecture, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia.

E-mail: pashkesp@ya.ru