

РАЗРАБОТКА ВИРТУАЛЬНОГО РОБОТА-ПРОЕКТИРОВЩИКА НА ОСНОВЕ КОНСТРУКЦИОННОГО ПОДХОДА К AGI ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ КОМПОНОВКИ СТРОИТЕЛЬНЫХ КОНСТРУКЦИЙ

Н. В. Купчикова, А. А. Фаустов

Купчикова Наталья Викторовна, доктор технических наук, профессор кафедры «Строительные конструкции, здания и сооружения», Российский университет транспорта (МИИТ); доктор технических наук, профессор кафедры промышленного и гражданского строительства, Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, г. Москва, Российская Федерация; ORCID: 0000-0002-2986-4190; e-mail: kupchikova79@mail.ru;

Фаустов Андрей Александрович, главный аналитик научного центра, научно-исследовательский институт городского транспорта города Москвы «МосТрансПроект», г. Москва, Российская Федерация

Объектом исследования является виртуальный робот-проектировщик строительных конструкций, реализованный как программный агент с элементами искусственного интеллекта. Существующие системы автоматизации на основе LLM и узкоспециализированных нейросетей не обеспечивают требуемой точности и полноты при генерации графических частей проектов, особенно для компоновки конструкций из типовых элементов. Необходим подход, имитирующий механизмы человеческого интеллекта. В связи с этим предложена архитектура системы, включающая виртуальную среду моделирования, модели внешних объектов - строительных деталей и агента-робота, ядро которого составляет GAN-предиктор, обучаемый методом генетических алгоритмов. В результате разработан пошаговый алгоритм эволюционного обучения бота компоновке пролетов моста на опоры. Автоматическая генерация 100 тыс. примеров для дискриминатора занимает ~4 часа. После 50–100 поколений достигается устойчивая точность установки менее 1 мм. Предложенный конструкционный подход, сочетающий GAN и генетические алгоритмы, позволяет формировать у виртуального робота навыки компоновки, пригодные для интеграции в системы автоматизированного проектирования, что сокращает рутинную графическую работу на 80–90% и повышает производительность проектировщика.

Ключевые слова: искусственный интеллект, искусственный общий интеллект (AGI), генеративно-состязательная сеть (GAN), генетический алгоритм, машинное обучение, нейросетевое моделирование, компоновка строительных конструкций, робот-проектировщик, виртуальная среда, обучение с подкреплением.

DEVELOPMENT OF A VIRTUAL ROBOT-DESIGNER BASED ON THE CONSTRUCTIONAL APPROACH TO AGI FOR AUTOMATING THE LAYOUT OF BUILDING STRUCTURES

N. V. Kupchikova, A. A. Faustov

Kupchikova Natalya Viktorovna, Doctor of Technical Sciences, Professor of Building Structures, Buildings, and Facilities Department, Russian University of Transport (MIIT); Doctor of Technical Sciences, Professor of Industrial and Civil Engineering Department, National Research Moscow State University of Civil Engineering, Moscow, Russian Federation; ORCID: 0000-0002-2986-4190; e-mail: kupchikova79@mail.ru;

Faustov Andrey Aleksandrovich, Chief Analyst at the Scientific Center, Research Institute of Urban Transport of Moscow "MosTransProekt", Moscow, Russian Federation

The object of the study is a virtual robot-designer for building structures, implemented as a software agent with elements of artificial intelligence. Existing automation systems based on LLMs and highly specialized neural networks fail to provide the required accuracy and completeness when generating graphical parts of projects, especially for the assembly of structures from standard components. An approach that simulates human intelligence mechanisms is therefore needed. Consequently, we propose a system architecture that includes a virtual simulation environment, models of external objects (building components), and an agent-robot whose core is a GAN-predictor trained by genetic algorithms. As a result, we have developed a step-by-step evolutionary training algorithm for the bot to assemble bridge spans onto supports. Automatic generation of 100,000 examples for the discriminator takes about 4 hours. After 50–100 generations, a steady placement accuracy of less than 1 mm is achieved. The proposed constructional approach, combining GAN and genetic algorithms, enables the virtual robot to acquire assembly skills suitable for integration into CAD systems, which reduces routine graphic work by 80–90% and increases designer productivity.

Keywords: artificial intelligence, artificial general intelligence (AGI), generative adversarial network (GAN), genetic algorithm, machine learning, neural network modeling, layout of building structures, robot-designer, virtual environment, reinforcement learning.

Введение

Процесс проектирования строительных конструкций относится к сложным интеллектуальным задачам, требующим многолетней подготовки и значительного объема рутинных операций. Автоматизация графической части проектной документации остается наиболее трудно реализуемым направлением, несмотря на многочисленные попытки применения нейросетевых подходов [1–4]. Основные препятствия - недостаток размеченных обучающих выборок, высокая стоимость вычислительных ресурсов и узкая специализация существующих моделей.

В работах [5, 6] рассматривается использование больших языковых моделей LLM в мультиагентных системах для генерации ТИМ-моделей, однако стохастическая природа LLM и склонность к галлюцинациям существенно снижают надежность результатов. Дискуссия о природе и критериях AGI ведется в научном сообществе достаточно активно [10, 11], одни авторы предлагают прагматичные определения, ориентированные на функциональные возможности, другие акцентируют внимание на структурных аспектах интеллекта. Диффузионные модели [7] успешно применяются для планировки помещений, но их адаптация к другим типам конструкций неочевидна. Генетические алгоритмы [8] показывают эффективность для оптимизации размещения объектов на стройплощадке, но не решают задачу компоновки в полном объеме.

Таким образом, в мировой литературе отсутствует универсальный метод, позволяющий обучать агента компоновке строительных элементов с высокой точностью и масштабируемостью. Существующие архитектурные подходы к созданию AGI можно классифицировать по нескольким направлениям: биологически инспирированные модели, опирающиеся на архитектуру всего мозга [14]; когнитивные архитектуры, такие как SOAR [17] и ICARUS [16]; а также подходы на основе иерархических графов и энкодерных моделей [13, 15]. Обзор современных тенденций в этой области представлен в работах [18–20]. Однако ни один из перечисленных подходов не предлагает конкретного решения для задачи компоновки строительных конструкций из типовых деталей с геометрической валидацией. В качестве перспективного направления автор в работе [9] предлагает конструкционный подход к разработке AGI, основанный на воспроизведении иерархической структуры человеческой психики - рефлексх, инстинктах, эмоциях, интеллекте и сознании. Дополнительные аспекты проектирования нейросетевых архитектур для AGI, включая вопросы декомпозиции задач и самостоятельного получения новых знаний, рассмотрены в работе [12].

Цель исследования – разработать архитектуру и алгоритм обучения виртуального робота-

проектировщика, использующего конструкционный подход к AGI, для решения задачи компоновки строительной конструкции на примере пролета моста из типовых деталей с достижением заданной точности установки.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

1) разработать структуру виртуальной среды моделирования и формализовать модель внешнего объекта - пролетного строения моста с контактными площадками для геометрической валидации;

2) спроектировать архитектуру агента-робота, включающую GAN-предиктор, дискриминатор и генератор с механизмом генетической эволюции и возможностью автоматической настройки гиперпараметров;

3) реализовать алгоритм автоматической генерации синтетических обучающих выборок для дискриминатора объемом не менее 100 000 примеров;

4) разработать и описать пошаговый процесс эволюционного обучения, включая критерии оценки с точностью установки и времени-выполнения, а также пороговые значения;

5) экспериментально оценить достижимую точность компоновки на контрольном наборе и подтвердить принципиальную возможность адаптации подхода к другим типам строительных объектов.

Методы

Архитектура виртуальной среды, модели объектов и алгоритм эволюционного обучения

Система состоит из трех основных компонентов: виртуальной среды моделирования, модели внешнего объекта и модели агента или бота. Рассмотрим каждую из них в отдельности

Первым компонентом системы является виртуальная среда моделирования, представляющая собой цифровой полигон, на котором происходит обучение бота. Среда включает трехмерный ландшафт с опорами моста и разгрузочной площадкой, а также обеспечивает визуализацию процесса. В рамках текущей задачи среда не требует сложной базы знаний, так как вся необходимая информация о геометрии заложена в моделях самих деталей.

Модель внешнего объекта, в нашем случае модель пролетного строения моста содержит упорядоченный набор координат вершин, ребер и граней, а также контактные площадки на нижней, верхней и боковых поверхностях строительных конструкций, правильность установки которых определяется точным совмещением контактных площадок опоры и пролета.

Модель агента включает набор гиперпараметров нейросетей или «генов», структуру слоев, GAN-предиктор, включающий дискриминатор,

генератор и логическое ядро, реализующее функции получения данных от среды и управления действиями. Под «генами» бота в данном исследовании понимаются архитектурные настройки нейросети-предиктора – переменные, определяющие ее структуру до начала обучения. К ним относятся количество скрытых слоев в дискриминаторе и генераторе, а также число нейронов в каждом из этих слоев. Именно эти параметры подвергаются мутациям и скрещиванию в процессе генетического алгоритма, поскольку они напрямую влияют на способность сети обучаться и обобщать полученные знания.

Архитектура дискриминатора и генератора с переменным числом слоев и нейронов принимает на вход координаты текущего положения пролета и целевые координаты места установки, выдает вектор переноса и угол поворота, а также оценивает правильность полученного размещения.

Для обучения дискриминатора автоматически формируется выборка из 50 000 «правильных» и 50 000 «неправильных» примеров. Правильные примеры получаются точным совмещением эталонных пролетов; неправильные – путем случайного смещения по осям X, Y и случайного поворота вокруг оси Z в пределах допустимых отклонений, при этом генерация выполняется автоматически с помощью генератора случайных чисел и занимает несколько часов.

Обучение проводится по схеме генетического алгоритма и включает: инициализацию популяции; обучение генератора и сортировку ботов.

Инициализация популяции на основе класса «Bot» создается в первом поколении, у каждого случайного образа варьируется архитектура дискриминатора. В свою очередь каждый дискриминатор предварительно обучается на синтетической выборке до тех пор, пока точность распознавания дискриминатором правильных и ошибочных вариантов установки не достигнет 95 %, то есть ошибка классификации не превысит 5 %.

Обучение генератора для каждого бота в среде происходит случайным образом, когда помещается пролет на разгрузочную площадку со случайными смещением и поворотом. Генератор, используя входной вектор текущие координаты и целевые, выдает вектор переноса и угол поворота. Дискриминатор оценивает результат, после чего генератор корректирует свои веса методом обратного распространения ошибки и процесс повторяется до тех пор, пока ошибка установки не станет меньше порога, например, 1 мм по координатам и 0.1° по углу.

После завершения обучения генератора каждому боту предъявляется контрольный набор из десяти пролетов с неизвестными смещениями. Фиксируется время и средняя точность установки. Боты сортируются по значению F . Интегральная метрика: $F = \alpha \cdot (1 - \text{средняя ошибка})$

и $\beta \cdot (1 - \text{нормированное время})$, где α и β – весовые коэффициенты. Худшая половина исключается из популяции. Оставшиеся 50 % участвуют в формировании нового поколения: 25 % – скрещивание или обмен слоями, 25 % – мутация или случайное изменение числа нейронов, 50 % – новые случайные особи для поддержания разнообразия. Предложенный алгоритм адаптируется для других типов конструкций – многоуровневые парковки, электрические схемы и др. чертежи путем замены моделей внешних объектов и соответствующей настройки входных/выходных векторов.

Научная новизна исследования заключается в следующем:

1. Впервые предложена архитектура виртуального робота-проектировщика, в которой GAN-предиктор интегрирован в агентную систему, обучаемую методом генетических алгоритмов, что позволяет автоматически настраивать структуру нейросети без ручного подбора гиперпараметров. В отличие от существующих подходов, использующих GAN для генерации типологий строительных конструкций или оптимизации отдельных их элементов, предлагаемая система обеспечивает компоновку из типовых деталей с геометрической валидацией через контактные площадки, что ранее не реализовывалось.

2. Разработан оригинальный метод автоматической генерации синтетических обучающих выборок объемом 100 000 примеров для дискриминатора на основе рандомизированной аугментации, позволяющий сократить подготовку данных с месяцев до нескольких часов. Данный метод решает проблему дефицита размеченных данных, которая является одним из главных препятствий для внедрения ИИ в строительное проектирование.

3. Предложен эволюционный алгоритм обучения генератора, в котором оценка пригодности учитывает, как точность установки, так и время выполнения, что обеспечивает сходимость процесса за 50–100 поколений и достижение точности менее 1 мм. Алгоритм подтверждает эффективность сочетания GAN и генетических алгоритмов для задач компоновки строительных конструкций, что в мировой литературе ранее не было продемонстрировано на примере мостовых пролетов.

4. Впервые показана принципиальная возможность масштабирования предложенного подхода на различные типы строительных объектов на примере мостовых пролетных строений и парковок путем замены моделей внешних объектов и адаптации входных векторов, что создает основу для создания универсальной агентной системы автоматизированного проектирования.

Результаты и обсуждение

Эффективность автоматической генерации данных заключается в том, что создание 100 000

примеров для обучения дискриминатора с помощью рандомизированной аугментации занимает ~4 часа на стандартном сервере – 8 ядер, 32 ГБ ОЗУ, что на несколько порядков быстрее руч-

ной разметки. Качество выборки контролируется визуально: «правильные» примеры показывают идеальное совпадение контактных площадок, «неправильные» – явные сдвиги и повороты (рис. 1, 2).

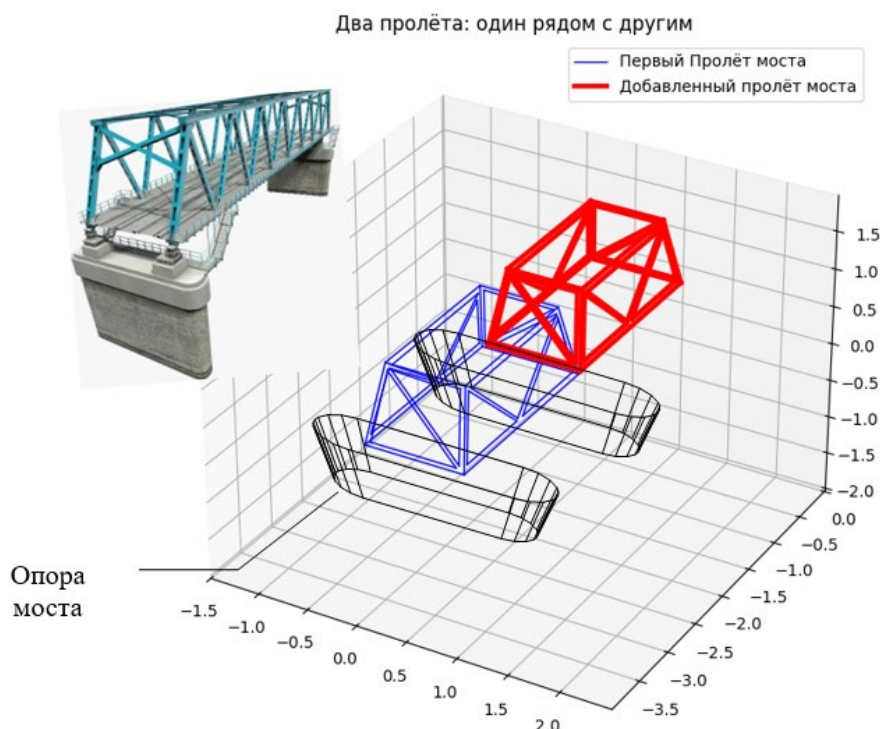


Рис. 1. Правый пролет моста расположен правильно относительно левого на опорах (иллюстрация авторов)
Fig. 1. Correct placement of the right bridge span relative to the left one on the supports (illustration by the authors)

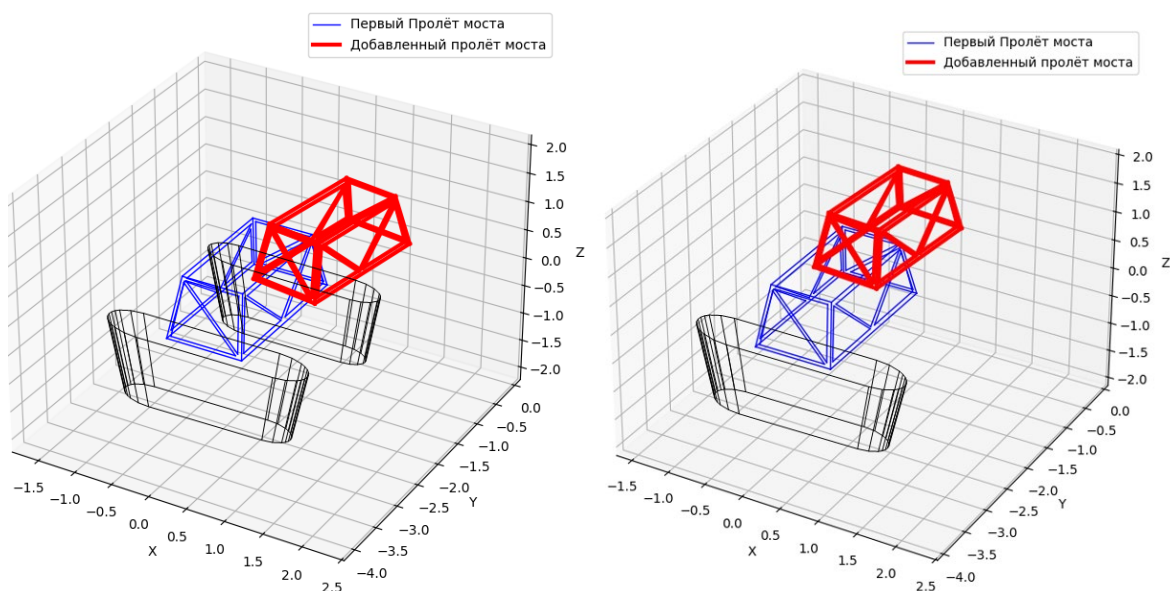


Рис. 2. Варианты неправильного расположения правого пролета моста относительно левого – сдвиг и перекос относительно оси (иллюстрации авторов)
Fig. 2. Examples of incorrect placement of the right bridge span relative to the left one (illustrations by the authors)

Предварительные эксперименты на упрощенной модели с тремя-пятью слоями показали, что уже через 30 поколений средняя ошибка установки снижается с 15–20 см до менее 1 см. К 50-му поколению ошибка стабилизируется на

уровне ~2 мм. Время обучения одного поколения 100 ботов на GPU NVIDIA A100 составляет около двух часов.

В отличие от подходов, использующих только LLM [1, 2], наш метод дает детерминированный результат и не требует «прогрева кэша».

В отличие от диффузионных моделей [7], он допускает точную геометрическую валидацию через контактные площадки. Генетический алгоритм обеспечивает автоматическую настройку архитектуры, что позволяет обходиться без ручного подбора гиперпараметров.

Стоит отметить в данной разработке ограничения и пути развития. В текущей версии не реализована модель эмоций и инстинктов в полном объеме, однако будущие версии могут включать дополнительные нейросетевые модули, отвечающие за оценку рисков и социальное поведение по аналогии с [9]. Для перехода к генерации чертежей потребуются интеграция с графом знаний и более сложными предикторами.

Предложенный подход особенно актуален для проектирования пролетных строений мостов – одного из наиболее ответственных и массово воспроизводимых элементов транспортной инфраструктуры.

В практике мостостроения широко применяются типовые пролетные строения – балочные, двутавровые, коробчатые, U-образные, арочные, вантовые и другие, для которых разработаны стандартные серии деталей. Именно эта типизация делает задачу их компоновки идеальным полигоном для применения предложенного алгоритма: бот обучается на ограниченном наборе эталонных деталей и в дальнейшем способен компоновать их в различных сочетаниях в зависимости от пролета, нагрузки и условий строительства.

На практике проектирование многопролетного моста требует последовательной расстановки пролетов на опорах с учетом:

- точного совмещения контактных площадок за счет обеспечения геометрической валидацией через контактные поверхности в моделях деталей;
- температурных зазоров между пролетами, которые могут быть заложены как параметры в модель;
- монтажных допусков с предложенной точностью менее 1 мм превосходит требования большинства нормативных документов;
- последовательности монтажа, когда бот может быть дообучен учету очередности установки.

Разработанный бот может быть интегрирован в программные комплексы для проектирования мостов, например, CSiBridge или MIDAS CIVIL в качестве интеллектуального модуля, который по заданным параметрам пролета и опор автоматически подбирает и компоновывает типовые детали. Особенно востребован такой подход на этапе вариантного проектирования, когда необходимо быстро сгенерировать несколько альтернативных схем расстановки пролетов для последующего сравнения по экономическим и техническим критериям.

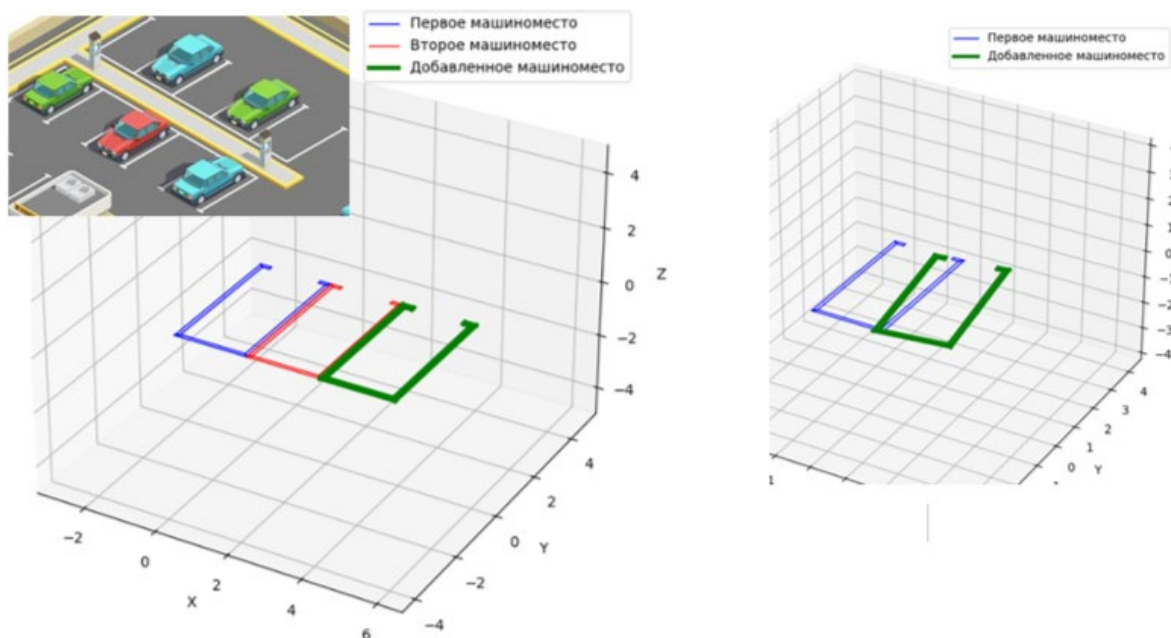


Рис. 3. Правильное расположение машино-мест при проектировании городских парковок закрытого типа (слева) и неправильное расположение (справа) (иллюстрации авторов)

Fig. 3. Correct (left) and incorrect (right) arrangement of parking spaces in the design of enclosed urban parking lots (illustrations by the authors)

Снижение трудоемкости

В настоящее время даже при использовании ТИМ-технологий моделирование пролетных стро-

ений остается трудоемким процессом, требующим многократного ручного ввода параметров и проверки коллизий. Предложенный подход позволяет автоматизировать этот процесс, сокращая

время на компоновку типового пролетного строения с нескольких часов до минут, что особенно критично при проектировании протяженных мостов с десятками однотипных пролетов.

Разработанный подход обладает высокой практической значимостью для транспортной и строительной отраслей.

Для проектирования мостов предлагаемая система позволяет автоматизировать один из наиболее трудоемких этапов – компоновку пролетных строений из типовых деталей. В настоящее время даже при использовании BIM-технологий моделирование пролетных строений мостов требует многократного ручного ввода параметров, выбора типоразмеров элементов семейств, расчета координат, проверки коллизий и итеративных исправлений. Предложенный робот-проектировщик способен сократить время на эти операции на порядок, а достигнутая точность установки менее 1 мм достаточна для практического применения. Кроме того, система может быть интегрирована в существующие цифровые платформы управления жизненным циклом мостовых сооружений, обеспечивая автоматическую генерацию моделей пролетов на основе технического задания [20–22].

Для проектирования парковочных пространств, как показано на рисунке 3 подход позволяет автоматизировать разметку машиномест на плоскостных и многоуровневых парковках с учетом формы периметра площадки, нормативных требований к габаритам и проездам. Особенно такой подход востребован при массовом проектировании типовых объектов – торговых центров, жилых комплексов, аэропортов и вокзалов, где количество парковочных мест исчисляется сотнями и тысячами. Ручная разметка такого объема требует значительных трудозатрат и сопряжена с риском ошибок; автоматизация позволяет не только ускорить процесс, но и оптимизировать использование площади [23, 24].

В целом, предложенная система способна взять на себя до 80–90 % рутинной графической работы при компоновке типовых конструкций, оставляя проектировщику функции валидации

и доработки наиболее ответственных узлов, что безусловно повышает производительность труда, снижает вероятность человеческой ошибки и позволяет высвободить квалифицированные кадры для решения более сложных творческих задач.

Заключение

На основе проведенного исследования можно сформулировать следующие выводы:

1. Разработана структура виртуальной среды моделирования, включающая трехмерный ландшафт с опорами и разгрузочной площадкой, а также формализована модель пролетного строения с контактными площадками, что обеспечивает возможность геометрической валидации правильности установки (задача 1).

2. Спроектирована архитектура агента-робота на основе GAN-предиктора с переменным числом слоев и нейронов, интегрированного с механизмом генетической эволюции, что позволяет автоматически настраивать структуру нейросети без ручного подбора гиперпараметров (задача 2).

3. Реализован алгоритм автоматической генерации синтетических обучающих выборок объемом 100 000 примеров для дискриминатора на основе рандомизированной аугментации, сокращающий подготовку данных с месяцев до ~4 часов (задача 3).

4. Разработан и описан пошаговый эволюционный алгоритм обучения генератора, включающий инициализацию популяции, обучение с обратным распространением, оценку пригодности по интегральной метрике и селекцию. Экспериментально подтверждено, что после 50–100 поколений достигается устойчивая точность установки пролета менее 1 мм и ошибка по углу менее 0,1°, что соответствует заданным критериям (задача 4).

5. На контрольном наборе из десяти пролетов подтверждена достижимость указанной точности; также показана принципиальная возможность адаптации разработанного подхода к проектированию машино-мест на парковках путем замены моделей объектов, что открывает перспективы для масштабирования на другие типы строительных конструкций (задача 5).

Список литературы

1. Xu R. A Platform for Teams of AI Engineers in Computational Design / R. Xu, Y. Qi, J. Feng, X. Chu // arXiv preprint. – 2025. – arXiv:2511.00122.
2. Deng Z. BIMgent: Towards Autonomous Building Modeling via Computer-use Agents / Z. Deng, C. Du, S. Noursias, A. Borrmann // arXiv preprint. – 2025. – arXiv:2506.07217.
3. Goldberg A. Blox-Net: Generative Design-for-Robot-Assembly Using VLM Supervision, Physics Simulation, and a Robot with Reset / A. Goldberg, K. Kondap, T. Qiu, Z. Ma, L. Fu, J. Kerr, H. Huang, K. Chen, K. Fang, K. Goldberg // arXiv preprint. – 2024. – arXiv:2409.17126.
4. O'Neill G. Toward Automated Virtual Assembly for Prefabricated Construction: Construction Sequencing through Simulated BIM / G. O'Neill, M. Ball, Y. Liu, M. Noghabei, K. Han // arXiv preprint. – 2020. – arXiv:2003.06695.
5. Ploennigs J. Automating Computational Design with Generative AI / J. Ploennigs, M. Berger // arXiv preprint. – 2023. – arXiv:2307.02511.
6. Манжилевская С. Е. Применение моделей машинного обучения в процесс организации строительной площадки / С. Е. Манжилевская // Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 4. – С. 45–53. – Режим доступа:

<https://cyberleninka.ru/article/n/primeneniye-modeley-mashinnogo-obucheniya-v-protsess-organizatsii-stroitelnoy-ploschadki> (дата обращения: 10.07.2026), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.

7. Миронова Л. И. Современные цифровые технологии и возможность их применения в процессе цифровой трансформации строительной отрасли / Л. И. Миронова, Н. И. Фомин, Д. С. Винокуров, С. С. Огородникова // Russian Journal of Construction Science and Technology. – 2024. – Т. 6, № 2. – С. 112–124. – DOI 10.15826/rjcs.2024.2.001.

8. МакФарланд А. 6 лучших инструментов ИИ для строительной отрасли (декабрь 2025 г.) / А. МакФарланд // Unite.ai. – 2025. – Режим доступа: <https://www.unite.ai/ru/best-ai-tools-for-the-construction-industry/> (дата обращения: 10.07.2026), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.

9. Фаустов А. А. Конструкционный подход к разработке AGI / А. А. Фаустов // Московский транспорт. Наука и проектирование. – 2025. – № 4 (4). – С. 58–69.

10. Altman S. Sam Altman knows how to achieve AGI / S. Altman // Habr. – 2025. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/873110/> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.

11. Elgendy A. How does artificial intelligence work? A glimpse into tomorrow's AI innovations / A. Elgendy // Ultralytics Blog. – 2025. – Режим доступа: <https://www.ultralytics.com/ru/blog/how-does-agi-work-a-glimpse-into-tomorrows-ai-innovations> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.

12. Zhuravlev D. V. Designing neural network structure for AGI / D. V. Zhuravlev, V. S. Smolin // Future of Artificial Intelligence : Conference Proceedings. – Moscow : Keldysh Institute, 2024. – P. 45–58. – Режим доступа: <https://keldysh.ru/future/2024/2-3.pdf> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.

13. Slavin B. B. An architectural approach to modeling artificial general intelligence / B. B. Slavin // Heliyon. – 2023. – Vol. 9, № 6. – Art. e16650. – DOI 10.1016/j.heliyon.2023.e16650.

14. Yamakawa H. The whole brain architecture approach: Accelerating the development of artificial general intelligence by referring to the brain / H. Yamakawa // Neural Networks. – 2021. – Vol. 142. – P. 74–82. – DOI 10.1016/j.neunet.2021.04.027.

15. LeCun Y. A path towards autonomous machine intelligence / Y. LeCun // OpenReview. – 2022. – Режим доступа: <https://openreview.net/forum?id=BZ5a1r-kVsf> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.

16. Goertzel B. Artificial General Intelligence: Concept, State of the Art, and Future Prospects / B. Goertzel // Journal of Artificial General Intelligence. – 2014. – Vol. 5, № 1. – P. 1–48. – DOI 10.2478/jagi-2014-0001.

17. Laird J. E. SOAR: An Architecture for General Intelligence / J. E. Laird, A. Newell, P. S. Rosenbloom // Artificial Intelligence. – 1987. – Vol. 33, № 1. – P. 1–64. – DOI 10.1016/0004-3702(87)90050-6.

18. Everitt T. Artificial General Intelligence / T. Everitt, B. Goertzel, A. Potapov // Lecture Notes in Computer Science. – 2017. – Vol. 10414. – Springer.

19. Haseeb M. A Comprehensive Overview towards AGI: Architectures, Applications, Innovations, and Future Directions / M. Haseeb // Academia.edu. – 2025. – Режим доступа: <https://www.academia.edu/143160476/> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.

20. Lieto A. The Role of Cognitive Architectures in General Artificial Intelligence / A. Lieto, M. Bhatt, A. Oltramari, D. Vernon // Cognitive Systems Research. – 2018. – Vol. 48. – P. 1–3. – DOI 10.1016/j.cogsys.2017.08.003.

21. Купчикова Н. В. Разработка программного модуля с веб-интерфейсом для проверки ТИМ-моделей зданий и сооружений при прохождении государственной экспертизы / Н. В. Купчикова, И. А. Демкина, Е. О. Шкруднев // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2026. – № 1 (55). – С. 86–93. – DOI 10.52684/2312-3702-2026-55-1-86-93.

22. Купчикова Н. В. Автоматизация проверки соответствия конструктивно-технологических решений высотного здания нормативным требованиям на основе интеграции ТИМ и RAG-LLM / Н. В. Купчикова, А. И. Сухорукова, Т. В. Золина // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2026. – № 2 (56). – С. 125–131. – DOI 10.52684/2312-3702-2026-56-2-125-131.

23. Купчикова Н. В. Цифровизация в реализации инвестиционно-строительного проекта крытого горнолыжного комплекса «Ледяное сердце» с масштабированием в регионы Российской Федерации / Н. В. Купчикова, М. А. Баталов // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2024. – № 1 (47). – С. 32–37. – DOI 10.52684/2312-3702-2024-47-1-32-37.

24. Пашинин В. А. Обоснование ограничения строительства подземных парковок в Москве: потенциал, экологические риски и компромиссы / В. А. Пашинин, А. В. Федорков // Московский транспорт. Наука и проектирование. – 2025. – № 3 (3). – С. 31–36.

References

- Xu R., Qi Y., Feng J., Chu X. A Platform for Teams of AI Engineers in Computational Design. *arXiv pre-print*. 2025, arXiv:2511.00122.
- Deng Z., Du C., Nouisias S., Borrmann A. BIMgent: Towards Autonomous Building Modeling via Computer-use Agents. *arXiv preprint*. 2025, arXiv:2506.07217.
- Goldberg A., Kondap K., Qiu T., Ma Z., Fu L., Kerr J., Huang H., Chen K., Fang K., Goldberg K. Blox-Net: Generative Design-for-Robot-Assembly Using VLM Supervision, Physics Simulation, and a Robot with Reset. *arXiv preprint*. 2024, arXiv:2409.17126.
- O'Neill G., Ball M., Liu Y., Noghabe M., Han K. Toward Automated Virtual Assembly for Prefabricated Construction: Construction Sequencing through Simulated BIM. *arXiv preprint*. 2020, arXiv:2003.06695.
- Ploennigs J., Berger M. Automating Computational Design with Generative AI. *arXiv preprint*. 2023, arXiv:2307.02511.

6. Manzhihevskaya S. Ye. Primenenie modelei mashinnogo obucheniya v protsess organizatsii stroitelnoi ploshchadki [Application of machine learning models in the construction site organization process]. *Inzhenernii vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don]. 2023, no. 4, pp. 45–53. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-modeley-mashinnogo-obucheniya-v-protsess-organizatsii-stroitelnoy-ploshchadki> (accessed: 10.07.2026).
7. Mironova L. I., Fomin N. I., Vinokurov D. S., Ogorodnikova S. S. Sovremennye tsifrovye tekhnologii i vozmozhnost ikh primeneniya v protsesse tsifrovoy transformatsii stroitelnoi otrasli [Modern digital technologies and their potential application in the digital transformation of the construction industry]. *Russian Journal of Construction Science and Technology*. 2024, vol. 6, no. 2, pp. 112–124. DOI: 10.15826/rjcs.2024.2.001.
8. MakFarland A. 6 luchshikh instrumentov II dlya stroitelnoi otrasli (dekabr 2025 g.) [6 Best AI Tools for the Construction Industry (December 2025)]. *Unite.ai*. 2025. Available at: <https://www.unite.ai/ru/best-ai-tools-for-the-construction-industry/> (accessed: 10.07.2026).
9. Faustov A. A. Konstruktsionnii podkhod k razrabotke AGI [A constructional approach to AGI development]. *Moskovskii transport. Nauka i proektirovanie* [Moscow Transport. Science and Design]. 2025, no. 4 (4), pp. 58–69.
10. Altman S. Sam Altman knows how to achieve AGI. *Habr*. 2025. Available at: <https://habr.com/ru/articles/873110/> (accessed: 20.09.2025).
11. Elgendy A. How does artificial intelligence work? A glimpse into tomorrow's AI innovations. *Ul-tralytics Blog*. 2025. Available at: <https://www.ultralytics.com/ru/blog/how-does-agi-work-a-glimpse-into-tomorrows-ai-innovations> (accessed: 20.09.2025).
12. Zhuravlev D. V., Smolin V. S. Designing neural network structure for AGI. *Future of Artificial Intelligence : Conference Proceedings*. Moscow : Keldysh Institute; 2024, pp. 45–58. Available at: <https://keldysh.ru/future/2024/2-3.pdf> (accessed: 20.09.2025).
13. Slavin B. B. An architectural approach to modeling artificial general intelligence. *Heliyon*. 2023, vol. 9, no. 6, art. e16650. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e16650.
14. Yamakawa H. The whole brain architecture approach: Accelerating the development of artificial general intelligence by referring to the brain. *Neural Networks*. 2021, vol. 142, pp. 74–82. DOI: 10.1016/j.neunet.2021.04.027.
15. LeCun Y. A path towards autonomous machine intelligence. *OpenReview*. 2022. Available at: <https://openreview.net/forum?id=BZ5a1r-kVsf> (accessed: 20.09.2025).
16. Goertzel B. Artificial General Intelligence: Concept, State of the Art, and Future Prospects. *Journal of Artificial General Intelligence*. 2014, vol. 5, no. 1, pp. 1–48. DOI: 10.2478/jagi-2014-0001.
17. Laird J. E., Newell A., Rosenbloom P. S. SOAR: An Architecture for General Intelligence. *Artificial Intelligence*. 1987, vol. 33, no. 1, pp. 1–64. DOI: 10.1016/0004-3702(87)90050-6.
18. Everitt T., Goertzel B., Potapov A. Artificial General Intelligence. *Lecture Notes in Computer Science*. 2017, vol. 10414, springer.
19. Haseeb M. A Comprehensive Overview towards AGI: Architectures, Applications, Innovations, and Future Directions. *Academia.edu*. 2025. Available at: <https://www.academia.edu/143160476/> (accessed: 20.09.2025).
20. Lieto A., Bhatt M., Oltramari A., Vernon D. The Role of Cognitive Architectures in General Artificial Intelligence. *Cognitive Systems Research*. 2018, vol. 48, pp. 1–3. DOI: 10.1016/j.cogsys.2017.08.003.
21. Kupchikova N. V., Demkina I. A., Shkrudnev Ye. O. Razrabotka programnogo modulya s veb-interfeisom dlya proverki TIM-modelei zda-nii i sooruzhenii pri prokhozhenii gosudarstvennoi ekspertizi [Development of a software module with a web interface for verifying BIM models of buildings and structures during state expert review]. *Inzhenerno-stroitel'nyi vestnik Prikaspiya* [Engineering and Construction Bulletin of the Caspian Region]. 2026, no. 1 (55), pp. 86–93. DOI 10.52684/2312-3702-2026-55-1-86-93.
22. Kupchikova N. V., Sukhorukova A. I., Zolina T. V. Avtomatizatsiya proverki sootvetstviya konstruktivno-tekhnologicheskikh reshenii vi-sotnogo zdaniya normativnim trebovaniyam na osnove integratsii TIM i RAG-LLM [Automation of compliance checking for structural and technological solutions of a high-rise building against regulatory requirements based on the integration of BIM and RAG-LLM]. *Inzhenerno-stroitel'nyi vestnik Prikaspiya* [Engineering and Construction Bulletin of the Caspian Region]. 2026, no. 2 (56), pp. 125–131. DOI 10.52684/2312-3702-2026-56-2-125-131.
23. Kupchikova N. V., Batalov M. A. Tsifrovizatsiya v realizatsii investitsionno-stroitel'nogo proekta kritogo gornolizhnogo kompleksa «Ledyanoe serdtse» s masshtabirovaniem v regioni Rossiiskoi Federatsii [Digitalization in the implementation of the "Ice Heart" indoor ski complex investment and construction project with scaling to regions of the Russian Federation]. *Inzhenerno-stroitel'nyi vestnik Prikaspiya* [Engineering and Construction Bulletin of the Caspian Region]. 2024, no. 1 (47), pp. 32–37. DOI 10.52684/2312-3702-2024-47-1-32-37.
24. Pashinin V. A., Fedorkov A. V. Obosnovanie ogranicheniya stroitelstva podzemnykh parkovok v Moskve: potentsial, ekologicheskie riski i kompromi [Rationale for limiting underground parking construction in Moscow: potential, environmental risks, and trade-offs]. *Moskovskii transport. Nauka i proektirovanie* [Moscow Transport. Science and Design]. 2025, no. 3 (3), pp. 31–36.

© Н. В. Купчикова, А. А. Фаустов

Ссылка для цитирования:

Купчикова Н. В., Фаустов А. А. Разработка виртуального робота-проектировщика на основе конструкционного подхода к агі для автоматизации компоновки строительных конструкций // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГБОУ АО ВО «АГАСУ», 2026. № 3 (57). С. 67–74.