

Научная статья



УДК/UDC 721:004.89

DOI: 10.24412/1998-4839-2025-4-294-307

EDN: ZFOPQO

Тестирование искусственных нейронных сетей для задач в области архитектуры

Светлана Валентиновна Максимова^{1✉}, Анастасия Евгеньевна Семина²,
Екатерина Викторовна Райзих³, Дарья Павловна Белякова⁴

^{1,2,3,4}Пермский национальный исследовательский политехнический университет,

Пермь, Россия

¹svetlana-maximova@yandex.ru ²semina.ae@yandex.ru ³34hotter@mail.ru ⁴goldyreva-d@mail.ru

Аннотация. Искусственные нейронные сети быстро совершенствуются и приобретают все новые способности. В статье анализируются возможности нейросетей в решении творческих и исследовательских задач в области архитектурного проектирования. Рассмотрены предварительно обученные нейросети, которые способны выполнять трехмерное моделирование, создавать фотореалистичные изображения зданий и колористические картины города, классифицировать изображения. Тестирование нейронных сетей проводилось для задач, не требующих дообучения, и задач, в которых использовалось дообучение на собственных данных. Отсутствие навыков программирования на языке Python было основным условием при выборе нейросетей для тестирования. Рассмотренные в статье нейросети могут дополнить арсенал цифровых технологий и инструментов для работы архитекторов и проектировщиков.

Ключевые слова: архитектурная визуализация, генерация изображений, распознавание архитектурных стилей, предобученные нейронные сети, обучение нейросетей

Для цитирования: Максимова С.В. Тестирование искусственных нейронных сетей для задач в области архитектуры / С.В. Максимова, А.Е. Семина, Е.В. Райзих, Д.П. Белякова // Architecture and Modern Information Technologies. 2025. №4(73). С. 294-307. URL: https://marhi.ru/AMIT/2025/4kvart25/PDF/20_maksimova.pdf DOI: 10.24412/1998-4839-2025-4-294-307 EDN: ZFOPQO

Original article

Testing artificial neural networks for architectural tasks

Svetlana V. Maksimova^{1✉}, Anastasiya E. Semina², Ekaterina V. Raizikh³, Darya P. Belyakova⁴

^{1,2,3,4}Perm National Research Polytechnic University (PNRPU), Perm, Russia

¹svetlana-maximova@yandex.ru ²semina.ae@yandex.ru ³34hotter@mail.ru ⁴goldyreva-d@mail.ru

Abstract. Artificial neural networks are rapidly improving and acquiring new capabilities. The article analyzes the capabilities of neural networks in solving creative and research problems in the field of architectural design. Pre-trained neural networks are considered that are capable of performing three-dimensional modeling, creating photorealistic images of buildings and coloristic pictures of

^{1,2,3,4} © Максимова С.В., Семина А.Е., Райзих Е.В., Белякова Д.П., 2025

the city, classifying images. Testing of neural networks was carried out for tasks that did not require additional training of the neural network and tasks that used additional training on their own data. The lack of programming skills in Python was the main condition for choosing neural networks for testing. The neural networks considered in the article can complement the arsenal of digital technologies and tools for architects and designers.

Keywords: architectural visualization, image generation, architectural style recognition, pretrained neural networks, neural network training

For citation: Maksimova S.V., Semina A.E., Raizikh E.V., Belyakova D.P. Testing artificial neural networks for architectural tasks. Architecture and Modern Information Technologies, 2025, no. 4(73), pp. 294-307. Available at: https://marhi.ru/AMIT/2025/4kvart25/PDF/20_maksimova.pdf DOI: 10.24412/1998-4839-2025-4-294-307 EDN: ZFOPQO

Введение

В настоящее время архитектурное проектирование переходит к новому этапу развития, когда традиционные параметрические модели обогащаются способностью искусственных нейронных сетей к работе с генеративными задачами, становясь взаимодополняющими компонентами единого рабочего процесса.

В области архитектурного проектирования нейронные сети нашли применение для решения некоторых творческих и рутинных задач [1-4]:

- эскизирование архитектурных объектов, включающее креативный поиск идей и интеграцию разных стилей;
- оптимизация и создание архитектурных форм по заданным параметрам, таким как стиль, материалы, экологическая устойчивость, эстетика или стоимость;
- анализ больших данных о городской среде, например, исследование пешеходных и транспортных потоков, плотности застройки, колористики среды;
- уменьшение трудоемкости работы над рендерами и трехмерное моделирование, создание визуализаций, которые могут адаптироваться к изменяющимся параметрам в реальном времени;
- распознавание образов и идентификация исторических архитектурных стилей, элементов или материалов;
- обработка больших объемов текстовой и графической информации.

Классификация ИНС подробно рассматривается в статье Н.С. Уланского с соавторами [2]. Для визуализации, генерации изображений, создания трехмерных моделей применяют нейронные сети, основанные на разных алгоритмах: генеративные модели, развёртывающие нейронные сети [5], автоэнкодеры, неявные нейронные сети, нейронные сети на основе графов, сверточные сети, а также комбинации алгоритмов разных типов нейронных сетей.

Цель исследования – изучить возможности нейронных сетей в решении творческих и исследовательских задач архитектора. Рассматривались задачи трёхмерного моделирования, создания фотореалистичных изображений зданий, колористической картины города и классификации изображений. Отсутствие навыков программирования на языке Python было основным условием при выборе нейросетей.

ИНС в открытом доступе часто уже обучены на большом объеме данных и способны адаптироваться к разнообразным креативным и исследовательским задачам, однако для получения результата на конкретных данных требуется их дообучение.

Дообучение предварительно обученных нейросетей заключается в использовании модели, уже обученной на большом и разнообразном наборе данных. Предобученная модель способна интегрировать новые данные и адаптироваться к новой, потенциально меньшей и специфической задаче. Стоит отметить, что стандартная конфигурация генеративных моделей типа Stable Diffusion при прямом использовании не обучается заново, а использует знания, полученные в ходе ее разработки. Однако, такие модели, в том числе и Stable Diffusion можно дообучать (fine-tune) или адаптировать для решения специфических задач с помощью более легковесных методов (LoRa).

В методике работы с нейросетями можно выделить два направления:

- задачи, не требующие дообучения нейросети;
- задачи с дообучением нейросети на собственном наборе данных.

В общем виде процесс обучения нейросети происходит в несколько этапов:

1. **Инициализация:** нейронной сети задаются случайные параметры (веса), которые будут корректироваться.
2. **Ввод входных данных:** данные загружаются в сеть.
3. **Предсказание:** нейросеть выдает результат или предсказание на основе текущих весов и введенных данных.
4. **Оценка ошибки:** ошибка рассчитывается с помощью функции потерь как разница между предсказанием сети и реальным значением.
5. **Обратное распространение:** сигнал ошибки распространяется обратно через сеть, корректируя веса, чтобы уменьшить ошибку.
6. **Обновление весов:** веса корректируются с помощью алгоритма оптимизации, чтобы улучшить точность сети.
7. **Повторение:** этапы повторяются для больших объемов данных, пока сеть не достигнет удовлетворяющей точности.

Последовательно повторяя эти шаги, нейросеть «обучается» более точно предсказывать результаты [6, 7].

Методы и инструменты

В ходе экспериментального тестирования были привлечены нейросети, находящиеся в открытом доступе.

Для задач, не связанных с предварительным обучением, применялись:

- тестовые варианты ZoeDepth, meshy.ai, Instantmesh, которые позволяют загрузить фотографию и получить трехмерную модель;
- StableDiffusion для генерации изображений;
- img2prompt – для составления промтов (запросов);
- ChatGPT 4.0 – чат-бот с искусственным интеллектом, работающий в диалоговом режиме;
- YOLO – для задач классификации и сегментации, связанных с дообучением.

В обучающих базах данных (датасетах) использовались собственные архивы и открытые источники Gradients.app, Get-color.ru, Colors.co.

1. Решение задач, не требующих дополнительного обучения нейросетей. Трехмерное моделирование с помощью нейросетей

Технология преобразования изображений в трехмерные модели с помощью нейронных сетей постоянно развивается. Полученные модели постепенно становятся более качественными и пригодными для дальнейшей работы с ними. Это позволит в ближайшее

время использовать нейронные сети, в том числе и для задач трехмерного моделирования архитектурной среды. Особенно актуальной такая задача становится при моделировании памятников архитектуры, богатых декором, или при моделировании зданий на большой территории. Основные требования к таким моделям: достоверность, информативность, правильно заданные параметры (при применении технологии информационного моделирования), точность.

Сегодня существуют разные варианты получения трехмерных моделей, среди которых есть возможность получения модели всего по одной фотографии. Для этого применяют нейронные сети, которые постепенно обучаются и создают более точные трехмерные объекты.

Один из самых простых вариантов получить модель из изображения – сначала сгенерировать карту глубины – черно-белое изображение, показывающее приближение и отдаление построенной поверхности, где черный цвет означает отдаление, а белый – приближение. При создании карты глубины можно воспользоваться нейронными сетями DepthGAN, ZoeDepth, Depth Estimation, и другими. При этом результат будет зависеть от качества, разрешения, и контраста исходной фотографии.

Для примера были выбраны фотографии декора фасадов памятников архитектуры Верхнекамья. Моделирование таких декоративных элементов классическими способами занимает много времени. Применение нейронных сетей для получения объемной формы элементов декора могло бы значительно ускорить процесс создания моделей и библиотек элементов параметрических моделей.

Для получения трехмерной модели с помощью карты глубины была протестирована ZoeDepth (Zero-shot Transfer by Combining Relative and Metric Depth) [8] – нейронная сеть с открытым кодом. Демоверсия находится в открытом доступе, что позволяет экспериментировать без ограничений. Пример показан на рисунке 1.

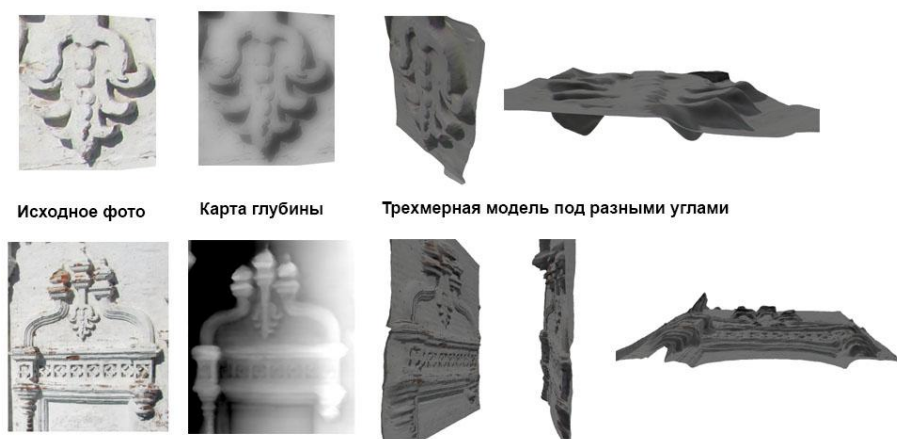


Рис. 1. Пример построения трехмерной модели с помощью карты глубины и нейросети ZoeDepth: Zero-shot Transfer by Combining Relative and Metric Depth

Более качественные изображения карты глубины получались, если соблюдались несколько условий:

- на фото не было искажений перспективы;
- на фото был достаточный контраст;
- размер фотографии был больше, чем 1000 пикселей по каждой из сторон.

Еще одним вариантом стали нейросети, которые автоматически преобразуют изображение в трехмерную модель.

Так, например, meshy.ai создает модель по изображению (рис. 2) и позволяет экспортировать ее в разные форматы, в том числе и общеизвестный obj, а также формат для печати на 3D-принтере stl.

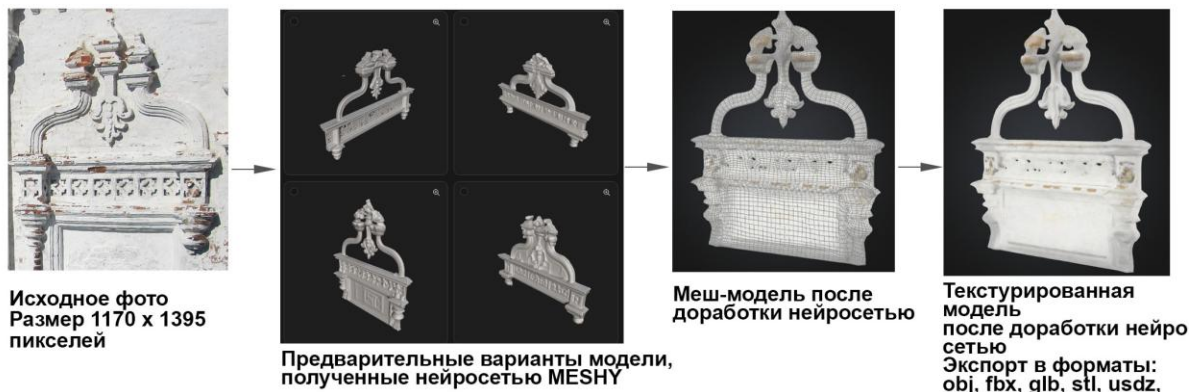


Рис. 2. Нейросеть meshy.ai для создания декоративных элементов фасада

Однако нейросетям все еще сложно справляться с многогранными и комплексными моделями. В итоге трёхмерный объект получается неточным, с искаженными формами, и недостоверными деталями (рис. 3).

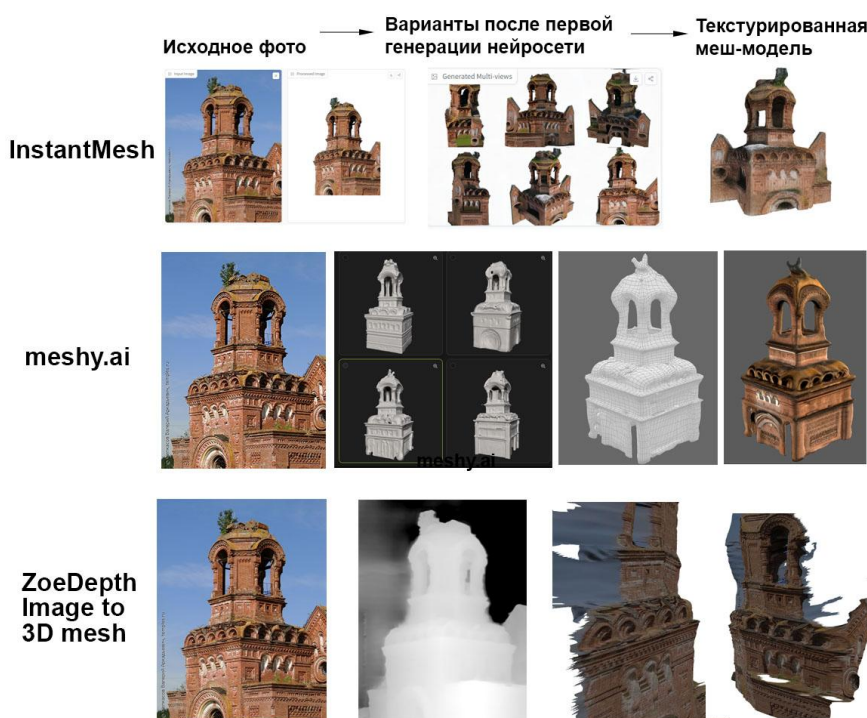


Рис. 3. Сравнение трехмерных моделей сложной формы, полученных с помощью разных нейросетей

Создание фотореалистичных изображений с помощью генеративных моделей

Существует несколько нейросетей, хорошо обученных для генерации изображений. Большинство из них не требуют дообучения, так как встроенные в них технологии позволяют управлять настройками в процессе генерации результата.

На рисунке 4 с помощью генератора Stable Diffusion⁵ по текстовому описанию предложены варианты реновации зданий массовой жилой застройки в районе Закамск в Перми. Нейросеть показала вполне реалистичные варианты, так как обучалась на общедоступных источниках в интернете, где существует большое количество материалов о реновации и реконструкции зданий этой типологии. Stable Diffusion работает на основе текстовых запросов, поэтому, корректируя запрос, можно редактировать полученный результат.



Рис. 4. Генерация изображений в Stable Diffusion без дообучения

В представленном примере на рисунке 5 с помощью генератора запросов img2prompt по фотографии был сгенерирован промт, описывающий стилистику здания. Далее в Stable Diffusion сформулировали задачу предложить варианты отделки фасадов, сохранив стилистику и дополнив требованиями к цветовому решению фасада в соответствии с требованиями местных нормативов по архитектурно-градостроительному облику зданий в историческом центре Перми.

Этот пример нельзя назвать дообучением нейросети, хотя для генерации промта было использовано дополнительное изображение, которое нейросеть использовала как референс.

⁵ Stable Diffusion. URL: <https://stablediffusion.com.ru/> (дата обращения: 22.12.2024).

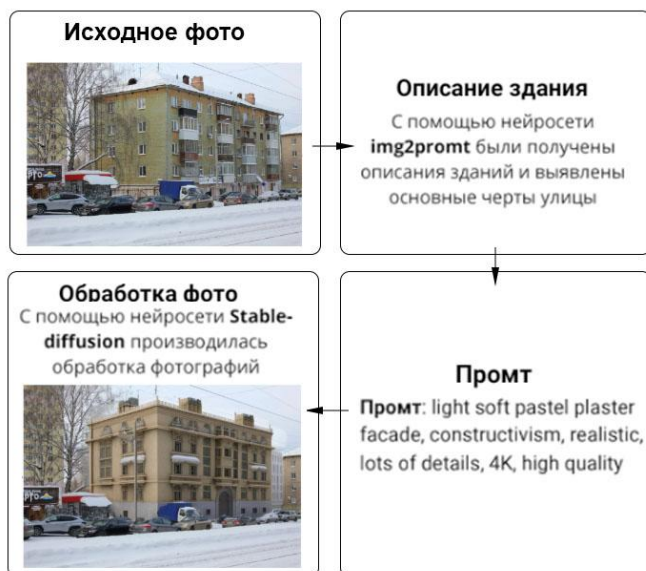


Рис. 5. Обработка фотографии фасадов здания с помощью нейросетей

Генеративные модели, в связке с дополнительными архитектурами⁶, способны также преобразовывать различные рисунки в трехмерные изображения. Пример на рисунке 6 показывает, как из абстрактного наброска можно сделать эскизы зданий, затем эскиз превратить в реалистичный рендер. Подобное преобразование возможно при подключении в Stable Diffusion дополнительной модели ControlNet, которая обеспечивает контроль над композицией изображения с учетом входного рисунка.



Рис. 6. Преобразование рисунков в StableDiffusion

Создание фотореалистичных изображений с помощью ChatGPT 4

ChatGPT – чат-бот, входящий в линейку генеративных моделей, работает в диалоговом режиме, поддерживая запросы на естественных языках. Версия ChatGPT 4.0 подключена к платформе DALL.E – генератору изображений, что позволяет создавать реалистичные изображения по текстовому запросу (промпту). В примере на рисунке 7 чат-бот создал жилой дом в стиле сталинского ампира. Далее, с помощью уточняющих промтов, он изменил детали и поместил здание в контекст Перми. Генерация изображения сопровождалась комментариями об архитектурных особенностях стиля, которые ChatGPT 4.0 принимал во внимание. Ответ с архитектурно-художественной точки зрения вызывает вопросы, но нейросеть предлагает редактировать изображение в процессе дальнейшего диалога.

⁶ Дополнительные модели или компоненты нейронных сетей или другого программного обеспечения.

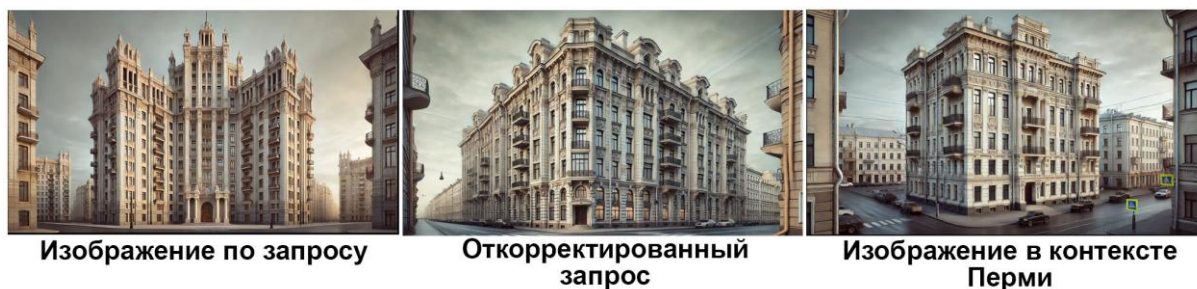


Рис. 7. Создание изображения жилого дома в стиле сталинского ампира с помощью ChatGPT4.0

2. Задачи с дообучением нейросети

В архитектурном сообществе существует мнение, что для обучения нейросетей требуется знание языка программирования Python, поэтому архитекторы с осторожностью относятся к применению этой технологии. Однако, с развитием специализированных приложений и инструментов, владение Python на уровне профессионального программиста становится для архитектора скорее опциональным, чем необходимым. Современные интуитивные и мощные инструменты закрывают большинство функциональных потребностей, не требуя углубленного изучения Python. На первом месте здесь находятся предварительно обученные нейросети, способные к дополнительному обучению – это модели компьютерного зрения, работающие на основе сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Network, CNN). Они применяются для задач, связанных с анализом данных с постоянной и регулярной структурой: обработкой изображений, автоматическим распознаванием объектов, оценкой качества строительства.

Алгоритм распознавания образа сверточной нейросетью подробно описан в статье [9]. Так работают модели MobileNet, ResNet, VGG, которые применяются для классификации изображений и распознавания объектов; модель Mask R-CNN предназначена для сегментации объектов на изображениях [10]. При выборе нейросети для обучения «необходимо понимать модель внешней среды, где должна функционировать сеть, по сути, она должна знать доступную и необходимую для сети информацию» [11].

Классификация объектов

Для классификации зданий по архитектурным стилям мы выбрали одну из популярных моделей YOLO (You Only Look Once), которая обучена для решения задач классификации и сегментации, то есть может классифицировать фасады или определять особенности конкретного здания (например, колонны, арки, фронтон и т. д.). YOLO использует сверточную нейронную сеть для обнаружения объектов и регрессии для определения координат. Сначала модель осуществляет сегментацию изображения, выделяя фасад здания. Затем извлекаются характеристики фасада, которые могут быть полезны для анализа: цвет, текстура, форма и пропорции окон и дверей, украшения, архитектурные элементы и т. д. Для извлечения признаков ИНС использует такие методы компьютерного зрения, как дескрипторы текстур или дескрипторы формы [12,13]. В качестве входных данных YOLO принимает изображение и выдает список объектов с их классами и координатами. Этот подход позволяет YOLO быстро и эффективно распознавать объекты на изображениях [14]. Как правило, для обучения ИНС требуется код программирования на языке Python. Однако эта задача легко решается с помощью самой нейросети, которая, предлагая выбрать платформу для обучения, сама генерирует программный код.

Задача обучения решается следующим образом. В начале вручную собирается набор данных, которые сортируются по папкам. Набор данных состоит из фотографий, находящихся в открытых интернет-источниках. Для обучения требуется большой набор промаркированных данных. Наша обучающая выборка включала 500-1000 фотографий для каждого стиля, примеры которых представлены на рисунке 8.



Рис. 8. Примеры изображений архитектурных стилей, используемых для набора данных (dataset)

Затем по извлекаемым признакам на ресурсе Roboflow аннотируется каждое изображение⁷ [15]. Далее обучающая выборка разделяется на несколько папок: train (по которой нейросеть тренируется), valid (помогает беспристрастно оценить производительность модели на невидимых данных перед завершением обучения), test (используется для оценки производительности и возможностей обобщения финальной модели).

После подготовки все загружается на Ultralytics HUB⁸ – платформу для внедрения моделей машинного обучения. После загрузки обучающего датасета на Ultralytics HUB выбирается задача и тонкие настройки (эпохи обучения, размер изображения и т.д.), и модель нейронной сети обучается. Качество обучения оценивают показатель точности модели и показатель потерь, который должен уменьшаться. Эти функции оценивают «ошибку» или «расхождение» между предсказаниями модели и фактическими значениями. Если они уменьшаются, значит, нейросеть обучается правильно. В нашем примере эти показатели составили 0,912 и 91% соответственно.

Когда обучение завершено, можно загрузить фото с любым зданием для определения архитектурного стиля (рис. 9).

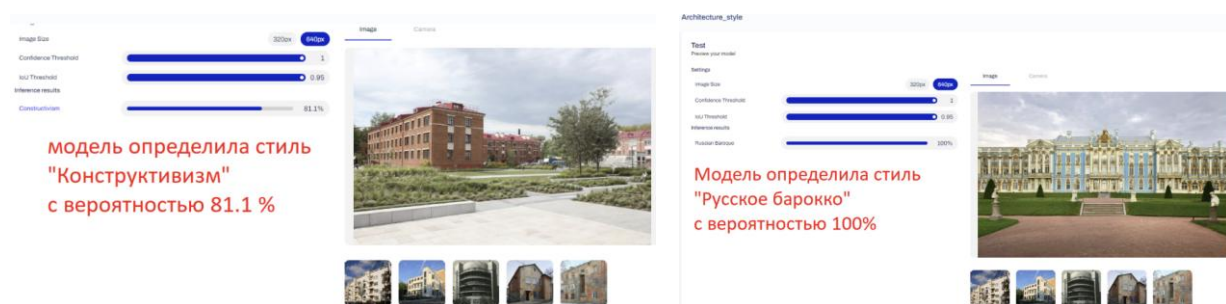


Рис. 9. Обученная модель определила стиль конструктивизм с вероятностью 81,1 %, стиль барокко – с вероятностью 100 %

⁷ Universe.roboflow. URL: <https://app.roboflow.com/architecture-styles-classification> (дата обращения: 16.12.2024).

⁸ Ultralytics. URL: <https://hub.ultralytics.com/home> (дата обращения: 19.12.2024).

Если архитектурные стили (классы), не входили в набор обучающих данных, то точность ответа ИНС снижается. Например, буддийский храм модель определила как неоклассицизм с вероятностью 53,4 % (рис. 10).

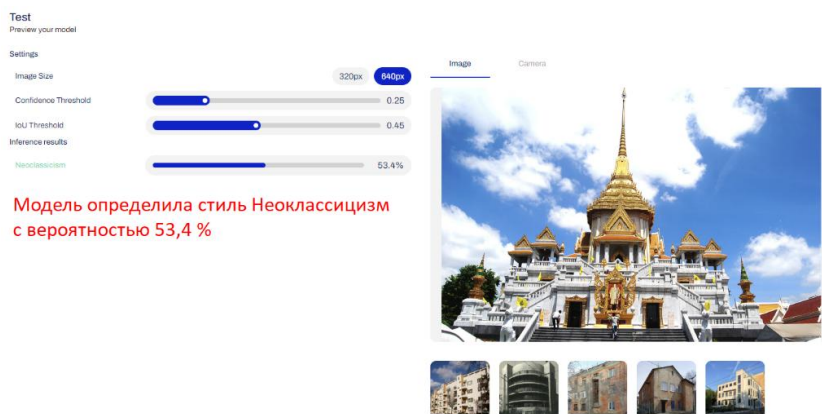


Рис. 10. Атрибуция стиля, не входившего в обучающую выборку

Заключение

Как показало тестирование, рассмотренные предварительно обученные нейросети, структура которых не предусматривает их дальнейшее обучение, больше применимы для задач творческого плана, где необходимо быстро анализировать информацию, находить вдохновляющие образы или предлагать заказчику общую концепцию и видение проекта.

Применение таких искусственных нейронных сетей целесообразно, когда база знаний, на которой сеть обучалась, была достаточно обширной и включала много примеров контекстуально правильных решений. ИНС плохо справляются с задачами, относящимися к малоизученным объектам.

Для научно-исследовательских задач необходимы предварительно обученные нейросети, способные к дальнейшему обучению. Качественно обученную сеть можно применять для решения большого количества задач одновременно и при этом продолжать ее обучение. В этом случае, наряду с выбором подходящей для заданной задачи нейросети, ключевое значение имеет разработка собственной обучающей базы данных, от размера и качества которой будет зависеть конечный результат.

Тестирование рассмотренных нейросетей разного типа также показывает, что с развитием специализированных приложений и инструментов, владение Python на уровне профессионального программиста становится скорее опциональным, чем необходимым. Современные интуитивные и мощные инструменты закрывают большинство функциональных потребностей без углубленного изучения Python. Начальных знаний языка программирования Python достаточно для работы с предобученными нейросетями. Архитектор и инженер в вопросах программирования всегда может обратиться за помощью к GPT-моделям, которые сами пишут код.

Искусственные нейронные сети очень быстро развиваются и уже стали частью работы для некоторых архитектурных бюро. Рассмотренные в статье нейросети имеют потенциал стать обычным инструментом в арсенале архитекторов и проектировщиков так же, как в свое время стали CAD- и BIM-технологии.

Источники иллюстраций

Рис. 1-10. Иллюстрации и фотографии сделаны авторами статьи.

Список источников

1. Cantemir E.O. Use of artificial neural networks in architecture: determining the architectural style of a building with a convolutional neural networks / E. Cantemir, O. Kandemir // Neural Computing and Applications. 2024. Vol. 36. pp. 6195-6207. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-09395-y> (дата обращения: 12.01.2025).
2. Архитектурный анализ систем распознавания образов на основе искусственных нейронных сетей / Н.С. Уланский, Н.В. Фоевцева, Д.В. Нестеров [и др.] // Информационные технологии и инжиниринг: Сборник материалов междунар. молодежной науч.-практ. конф. (Белгород, 25 апреля 2024 г.). Белгород: ИД «Белгород» НИУ «БелГУ». 2024. С. 140-144. EDN: YFEGTQ
3. Соловьева А.В. Возможности быстрого эскизирования: практическое применение графических искусственных нейронных сетей в архитектурном дизайне / А.В. Соловьева, А.Р. Булатов // Экономика строительства. 2024. № 9. С. 280-283. EDN: PVFPEU
4. Левшукова К.М. Формирование концептуального решения архитектурного проекта с применением нейросетей // International Journal of Professional Science. 2023. № 9. С. 20-29. URL: <http://scipro.ru/article/03-09-2023> (дата обращения: 20.12.2024).
5. Гаснаш П.Р. Нейронные сети (искусственный интеллект). Сравнение stabeleDiffusion, Midjourney и DALL-E / П.Р. Гаснаш, Д.С. Целуйко // Новые идеи нового века: материалы международной научной конференции ФАД ТОГУ. 2024. Т. 2. С. 62-68. EDN: GISNZY
6. Созыкин А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. Т. 6, № 3. С. 28-59. URL: <https://vestnik.susu.ru/cmi/article/viewFile/6152/5640> (дата обращения: 19.12.2024). DOI: 10.14529/cmse170303 EDN: ZGWDMB
7. Кобзев А.А. Анализ алгоритмов обучения нейронной сети / А.А. Кобзев, А.В. Лекарева, О.С. Сидорова // Современные наукоемкие технологии. 2021. № 6-1. С. 23-28. DOI: 10.17513/snt.38692 EDN: PSXHWQ
8. ZoeDepth: Zero-shot Transfer by Combining Relative and Metric Depth / S. Bhat, R. Birkl, D. Wofk, P. Wonka, M. Mueller // arXiv preprint arXiv:2302.12288. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2302.12288> (дата обращения: 22.12.2024). DOI: 10.48550/arXiv.2302.12288
9. Куцев Е.В. Искусственные нейронные сети: распознавание изображений // Заметки ученого. 2023. № 4. С. 29-37. EDN: EOMWUX
10. Another brick in the wall: Improving the assisted semantic segmentation of masonry walls / G. Pavoni, F. Giuliani, A. D. Falco, M. Corsini, F. Ponchio, M. Callieri, P. Cignoni // In M. Spagnuolo and F. J. Melero, (eds.), Eurographics workshop on graphics and cultural heritage. The Eurographics Association. 2020. С. 1-9. URL: https://vcgdata.isti.cnr.it/Publications/2020/PGDCPCC20/GCH_2020_another_brick_in_the_wall_preprint.pdf (дата обращения: 20.12.2024). DOI: <https://doi.org/10.2312/gch.20201291>

11. Акулин Е.В. Обучение нейронных сетей / Е.В. Акулин, Л.Е. Свиридова // Исследования молодых ученых: материалы XXVIII Междунар. науч. конф. (г. Казань, декабрь 2021 г.). Казань: Молодой ученый, 2021. С. 6-10. URL: <https://moluch.ru/conf/stud/archive/410/16843/> (дата обращения: 14.12.2024). EDN: IBDRSM
12. Нгуен Т.Т. Метод распознавания фигур с использованием фурье-дескрипторов и нейронной сети // Проблемы информатики. 2011. № S2. С. 64-69. URL: <http://problem-info.sccc.ru/2011-5/10.pdf> (дата обращения: 19.12.2024). EDN: OPAEKV
13. Нгуен Т.Т. Алгоритмическое и программное обеспечение для распознавания фигур с помощью фурье-дескрипторов и нейронной сети // Известия Томского политехнического университета. 2010. Т. 317. № 5. С. 122-125. EDN: NBNKUR
14. A Review of Yolo algorithm developments / P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, C. Ying, B. Ma // Procedia computer science. 2022. Vol. 199. P. 1066-1072. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135> (дата обращения: 15.12.2024). DOI: 10.1016/j.procs.2022.01.135

References

1. Cantemir E., Kandemir O. Use of artificial neural networks in architecture: determining the architectural style of a building with a convolutional neural network. In: Neural Computing and Applications, 2024, vol. 36, pp. 6195-6207. Available at: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-09395-y>
2. Ulanskiy N.S., Foevtceva N.V., Nesterov D.V. [et al.]. Architectural Analysis of Pattern Recognition Systems Based on Artificial Neural Networks. Information technologies and engineering. Materials of the International Youth Scientific and Practical Conference, Belgorod, April 25 2024. Belgorod, 2024, pp. 140-144.
3. Solovyeva A.V., Bulatov A.R. Rapid Sketching Capabilities: Practical Application of Graphic Artificial Neural Networks in Architectural Design. Economics of construction, 2024, no. 9, pp. 280-283.
4. Levshukova K.M. Formation of a conceptual solution for an architectural project using neural networks. International Journal of Professional Science, 2023, no. 9, pp. 20-29. Available at: <http://scipro.ru/article/03-09-2023>
5. Gasnash P.R. Tceluiko D.S. Neural Networks (Artificial Intelligence). Comparison of Stabele Diffusion, Midjourney and DALL-E. New Ideas of New Century. Materials of the International Scientific Conference of Federal State Educational Institution of Higher Professional Education "Pacific National University", 2024, vol. 2, pp. 62-68.
6. Sozykin A.V. An Overview of Methods for Deep Learning in Neural Networks. Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "South Ural State University (national research university) Series: Computational mathematics and computer science, 2017, vol. 6(3), pp. 28-59. Available at: <https://vestnik.susu.ru/cmi/article/viewFile/6152/5640>
7. Kobzev A.A., Lekareva O.V., Sidorova O.S. Analysis of Neural Network Training Algorithms. Modern high technology, 2021, no. 6-1, pp. 23-28.
8. Bhat S., Birkel R., Wofk D., Wonka P., Mueller M. ZoeDepth: Zero-shot Transfer by Combining Relative and Metric Depth. In: arXiv preprint arXiv:2302.12288, 2023. Available at: <https://arxiv.org/abs/2302.12288> DOI: 10.48550/arXiv.2302.12288

9. Kutsev E.V. Artificial Neural Networks: Image Recognition. Scientist's Notes, 2023, no. 4, pp. 29-37.
10. Pavoni G., Giuliani F., Falco A.D., Corsini M., Ponchio F., Callieri M., Cignoni P. Another brick in the wall: Improving the assisted semantic segmentation of masonry walls. In: Eurographics workshop on graphics and cultural heritage. The Eurographics Association, 2020, pp. 1-9. Available at: https://vcgdata.isti.cnr.it/Publications/2020/PGDCPCC20/GCH_2020_another_brick_in_the_wall_preprint.pdf DOI: <https://doi.org/10.2312/gch.20201291>
11. Akulin Ye.V., Sviridova L.Ye. Training neural networks. Research by young scientists, Materials of the XXVIII International Scientific Conference, Kazan, December 2021. Kazan, 2021. pp. 6-10. Available at: <https://moluch.ru/conf/stud/archive/410/16843/>
12. Nguyen T.T. Figure recognition method using Fourier descriptors and a neural network. Problems of computer science, 2011, no. S2, pp. 64-69. Available at: <http://problem-info.ssc.ru/2011-5/10.pdf>
13. Nguyen T.T. Algorithmic and software for figure recognition using Fourier descriptors and neural network. News of Tomsk Polytechnic University, 2010, vol. 317, no. 5, pp. 122-125.
14. Jiang P., Ergu D., Liu F., Ying C., Ma B. A Review of Yolo algorithm developments. In: Procedia computer science, 2022, Vol. 199, pp. 1066-1072. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135> DOI: 10.1016/j.procs.2022.01.135

ОБ АВТОРАХ

Максимова Светлана Валентиновна

Доктор технических наук, профессор кафедры «Архитектура и урбанистика», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (ПНИПУ), Пермь, Россия
svetlana-maximova@yandex.ru

Семина Анастасия Евгеньевна

Кандидат архитектуры, доцент кафедры «Архитектура и урбанистика», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (ПНИПУ), Пермь, Россия
nastyakyz@mail.ru

Райзих Екатерина Викторовна

Аспирант кафедры «Архитектура и урбанистика», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (ПНИПУ), Пермь, Россия
34hotter@mail.ru

Белякова Дарья Павловна

Магистрант кафедры «Архитектура и урбанистика», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (ПНИПУ), Пермь, Россия
goldyрева-d@mail.ru

ABOUT THE AUTHORS

Maksimova Svetlana V.

Doctor of Technical Sciences, Professor, Department of «Architecture and Urban Planning», Perm State National Research Polytechnic University (PNIPU), Perm, Russia
svetlana-maximova@yandex.ru

Semina Anastasiya E.

PhD in Architecture, Associate Professor, Department of «Architecture and Urban Planning», Perm State National Research Polytechnic University (PNIPU), Perm, Russia

nastyakyz@mail.ru

Raizikh Ekaterina V.

Postgraduate Student of the Department of «Architecture and Urban Planning», Perm State National Research Polytechnic University (PNIPU), Perm, Russia

34hotter@mail.ru

Belyakova Daria P.

Master's Student of the Department of «Architecture and Urban Planning», Perm National Research Polytechnic University (PNRPU), Perm, Russia

goldyreva-d@mail.ru

Статья поступила в редакцию 15.08.2025; одобрена после рецензирования 20.11.2025; принята к публикации 10.12.2025.