

Меркушев К.А.

## ИННОВАЦИОННЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ПРОЕКТИРОВАНИИ ПРОМЫШЛЕННЫХ ЗДАНИЙ НА БАЗЕ REVIT И RHINOCEROS

Современная промышленная архитектура всё больше опирается на технологии и искусственный интеллект, становится неотъемлемой частью проектирования зданий. Нейронные сети, которые ранее использовались только в области науки и техники, теперь широко применяются в архитектуре для создания уникальных и инновационных проектов.

Архитекторы все чаще сталкиваются с необходимостью создания более сложных и инновационных проектов промышленных зданий.

Revit и RhinoCeros являются популярными программными продуктами, которые используются для проектирования и моделирования промышленных зданий. Но использование нейронных сетей в сочетании с этими инструментами позволяет улучшить качество проектирования, сократить время и затраты на проект, а также создавать проекты, которые ранее были бы невозможны.

В данной статье рассмотрены инновационные возможности применения нейронных сетей при проектировании промышленных зданий на базе Revit и RhinoCeros. Будут приведены различные примеры использования нейронных сетей, в том числе создание эффективных конструкций, улучшение эргономики и безопасности зданий, а также оптимизация использования материалов и ресурсов.

Кроме того, рассмотрены ограничения и вызовы, с которыми сталкиваются архитекторы при использовании нейронных сетей в проектировании.

Целью этой статьи является рассмотрение новых возможностей, которые нейронные сети могут предоставить для архитектурного проектирования, и как их использование может изменить будущее промышленного дизайна зданий.

Промышленные здания являются неотъемлемой частью современного мира, они представляют собой сложные инженерные конструкции, которые должны соответствовать высоким требованиям эффективности, надежности и безопасности. Для их проектирования и строительства требуется огромный объем знаний и опыта, а также использование различных программных пакетов, таких как Revit и RhinoCeros.

**Ключевые слова:** промышленная архитектура, BIM моделирование, rhinoceros, grasshopper имитационный алгоритм.

Merkuschev K.A

## INNOVATIVE APPLICATION POSSIBILITIES NEURAL NETWORKS IN THE DESIGN INDUSTRIAL BUILDINGS BASED ON REVIT AND RHINOCEROS

Modern industrial architecture is increasingly relying on technology and artificial intelligence, is becoming an integral part of building design. Neural networks, which were previously used only in the field of science and technology, are now widely used in architecture to create unique and innovative projects.

*Architects are increasingly faced with the need to create more complex and innovative projects of industrial buildings.*

*Revit and RhinoCeros are popular software products that are used for the design and modeling of industrial buildings. But the use of neural networks in combination with these tools makes it possible to improve the quality of design, reduce the time and costs of the project, as well as create projects that would previously have been impossible.*

*In this article, will consider the innovative possibilities of using neural networks in the design of industrial buildings based on Revit and RhinoCeros. Various examples of the use of neural networks will be considered, including the creation of efficient structures, improving ergonomics and safety of buildings, as well as optimizing the use of materials and resources.*

*In addition, will consider the limitations and challenges that architects face when using neural networks in design.*

*The purpose of this article is to consider the new opportunities that neural networks can provide for architectural design, and how their use can change the future of industrial building design.*

*Industrial buildings are an integral part of the modern world, they are complex engineering structures that must meet the high requirements of efficiency, reliability and safety. Their design and construction requires a huge amount of knowledge and experience, as well as the use of various software packages, such as Revit and RhinoCeros.*

**Keywords:** *industrial architecture, BIM modeling, rhinoceros, grasshopper simulation algorithm.*

Одним из примеров применения нейронных сетей при проектировании промышленных зданий является создание оптимальных конструкций. Нейронные сети могут использоваться для определения оптимального расположения опор и других элементов конструкции, что позволяет создавать более прочные и стабильные здания, используя меньше материалов. Это может не только уменьшить затраты на строительство, но и улучшить экологические показатели здания.

Еще одним примером использования нейронных сетей является создание более эргономичных и безопасных зданий. Например, нейронные сети могут использоваться для оптимизации расположения рабочих мест, учитывая факторы, такие как освещение, шум и температура, чтобы создать максимально комфортные условия для работы сотрудников. Кроме того, нейронные сети могут использоваться для анализа потенциальных опасных ситуаций и создания мер предосторожности для обеспечения безопасности здания.

Также нейронные сети могут использоваться для оптимизации использования ресурсов и материалов при проектировании промышленных зданий. Например, они могут использоваться для анализа данных о производственных процессах и предоставления рекомендаций по оптимизации этих

процессов для уменьшения расходов на материалы и ресурсы.

Однако, несмотря на многообещающие возможности, применение нейронных сетей при проектировании промышленных зданий также сталкивается с определенными вызовами. Например, для использования нейронных сетей требуются большие объемы данных, что может быть проблематично в случае, если эти данные не доступны. Кроме того, для использования нейронных сетей необходимы специализированные знания и навыки, что может быть вызовом для некоторых архитекторов.

В целом, использование нейронных сетей при проектировании промышленных зданий на базе Revit и RhinoCeros предоставляет множество новых возможностей для создания более инновационных и эффективных зданий. Несмотря на вызовы, связанные с их использованием, можно ожидать, что в будущем использование нейронных сетей при проектировании промышленных зданий станет все более распространенным и стандартным подходом. Это позволит архитекторам и инженерам создавать более сложные и инновационные проекты, которые будут не только эффективными, но и экологически и социально ответственными. Благодаря использованию нейронных сетей при проектировании промышленных зданий, будущее

архитектуры может быть связано с более интеллектуальными и умными зданиями, которые будут соответствовать нашим потребностям в эффективном использовании ресурсов и повышении качества жизни.

Кроме того, использование нейронных сетей при проектировании промышленных зданий может улучшить взаимодействие между архитекторами, инженерами и заказчиками. Например, нейронные сети могут использоваться для визуализации проекта в режиме реального времени, что позволит заказчикам участвовать в процессе принятия решений и вносить свои комментарии. Это может привести к более точному соответствию проекта потребностям заказчика и уменьшению возможных конфликтов и ошибок в процессе строительства.

Применение нейронных сетей в программном обеспечении Revit может быть реализовано с помощью различных технологий и инструментов. Например, один из подходов заключается в использовании библиотеки TensorFlow, которая предоставляет множество инструментов для обучения нейронных сетей.

Процесс применения нейронных сетей в программном обеспечении Revit может быть разделен на следующие шаги.

1) Подготовка данных: для обучения нейронной сети необходимы данные, на основе которых она будет учиться. В контексте проектирования промышленных зданий, это могут быть данные о ранее построенных зданиях, а также информация о различных параметрах проектируемого здания, таких как геометрия, материалы и другие характеристики.

2) Создание нейронной сети: после подготовки данных необходимо создать нейронную сеть, которая будет обучаться на этих данных. Это может быть выполнено с использованием TensorFlow, где разработчики могут определить архитектуру нейронной сети и настроить параметры обучения.

3) Обучение нейронной сети: после создания нейронной сети необходимо обучить ее на подготовленных данных. Это может занять продолжительное время, в зависимости от объема данных и сложности нейронной сети. Важно отметить, что для эффективного обучения необходимо настроить параметры обучения, такие как скорость обучения и количество эпох.

4) Применение нейронной сети в Revit: после завершения обучения, нейронная сеть может быть применена в Revit для автоматической генерации промышленных зданий на

основе входных параметров. Например, это может быть использовано для генерации оптимальных схем здания, расположения окон и дверей, а также для оптимизации других параметров здания.

5) Тестирование и улучшение: после применения нейронной сети в Revit, необходимо провести тестирование ее эффективности и точности. Если результаты неудовлетворительные, необходимо отладить и улучшить нейронную сеть.

В современной архитектуре существует широкий спектр возможностей для применения программирования и создания нейронных сетей с целью оптимизации процесса проектирования промышленных объектов. Нейронные сети являются мощным инструментом, который может быть использован для анализа большого объема данных и прогнозирования будущих изменений.

При создании нейронных сетей для помощи в проектировании промышленных объектов, необходимо учитывать специфику отрасли и предметной области. В этом случае, современный архитектор должен быть знаком с языком программирования, а также с нейронными сетями и их применением в архитектурном проектировании.

Программирование и создание нейронных сетей могут помочь в прогнозировании будущих изменений, а также в оптимизации процесса проектирования промышленных объектов. Например, нейронные сети могут использоваться для анализа большого объема данных о климатических условиях и прогнозирования будущих изменений, которые могут повлиять на проект. Это позволяет архитектору принимать более обоснованные решения при проектировании объектов.

Кроме того, нейронные сети могут использоваться для оптимизации процесса проектирования. Например, они могут быть использованы для автоматического генерирования вариантов проекта на основе определенных параметров, таких как площадь, бюджет и функциональные требования. Это позволяет сократить время, затраченное на проектирование, и улучшить качество проекта.

Таким образом, использование программирования и создание нейронных сетей в архитектурном проектировании может значительно улучшить процесс проектирования и качество проекта. Современный архитектор должен обладать знаниями в области программирования и нейронных сетей, чтобы успешно применять их в своей работе.

Одним из примеров успешного примене-

ния нейронных сетей в архитектуре является их использование в области анализа энергопотребления зданий. Нейронные сети могут анализировать большие объемы данных о потреблении энергии здания и предсказывать его будущее потребление на основе погодных условий, времени года и других факторов.

Также нейронные сети могут использоваться для оптимизации использования материалов при строительстве. Например, они могут анализировать данные о свойствах различных материалов и их взаимодействии друг с другом, чтобы найти оптимальный состав материалов для достижения требуемых характеристик здания.

Нейронные сети могут использоваться для улучшения процесса взаимодействия между архитектором и заказчиком. Например, они могут использоваться для создания визуализации проекта в реальном времени, что позволяет заказчику получить более точное представление о том, как будет выглядеть здание после завершения проекта.

Наконец, нейронные сети могут использоваться для улучшения безопасности зданий. Например, они могут анализировать данные о потоке людей в здании и определять оптимальные маршруты эвакуации в случае аварии.

Таким образом, использование программирования и создание нейронных сетей имеют большой потенциал для современных архитекторов, которые стремятся улучшить качество проектов и оптимизировать процесс проектирования. Однако, для успешного применения этих технологий, необходимо иметь соответствующие знания и опыт работы с ними, что требует от архитекторов постоянного обучения и совершенствования своих навыков.

Все эти возможности могут быть реализованы на базе языка программирования

Python, который широко используется в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Для реализации этих возможностей могут быть использованы различные библиотеки и фреймворки для работы с нейронными сетями, такие как TensorFlow, Keras и PyTorch. Кроме того, можно использовать различные плагины и расширения для программного обеспечения Revit, которые позволяют интегрировать машинное обучение и нейронные сети в рабочий процесс архитекторов и инженеров.

Однако, необходимо отметить, что использование нейронных сетей при проектировании не исключает ручной труд архитекторов и инженеров. Искусственный интеллект может помочь ускорить и оптимизировать процесс проектирования, но он не может заменить креативность и экспертность человека.

Тем не менее, использование нейронных сетей при проектировании промышленных зданий является важным шагом в направлении создания более умных и экологически чистых городов и промышленных объектов. В будущем, мы можем ожидать, что применение нейронных сетей станет неотъемлемой частью процесса проектирования, что позволит создавать более инновационные и эффективные здания, соответствующие требованиям современного общества.

В заключении можно отметить, что использование нейронных сетей в проектировании промышленных зданий на базе Revit и RhinoCeros является многообещающей технологией, которая может изменить будущее архитектуры. Новые методы проектирования, использующие искусственный интеллект и машинное обучение, позволяют создавать более сложные, эффективные и удобные здания, а также сокращать время и затраты на проектирование.

## Литература

1. De Naan Н. Архитекторы в конкурсе: международные архитектурные конкурсы последних 200 лет. Лондон: Темза и Гудзон, 1988 г. – 9 с.
2. К. Стейнфельд Мечты могут прийти. В: Nagakura Т (ed.) Acadia 2017. дисциплины и разрушения. Материалы 37-й ежегодной конференции Ассоциации автоматизированного проектирования в архитектуре. Кембридж: MIT, 2017 г. – С. 590–599.
3. В. Гропиус Область общей архитектуры. К. Букс, 1970 г. – 13 с.
4. М. Кросби Доши священен в светском. Форум Веры 2018 г; <https://faithandform.com/editorial/doshis-священный-в-светском/>. – 51 с.
5. М. Руис-Монтель, Ж. Бонед, Ж. Вивланеш и др. Проектирование с грамматикой форм и обучением с подкреплением. 2012 г. – С. 23–245.
6. Джи. Стини и Дж. Джипс Грамматика форм и генеративная спецификация жи-

- вописи и скульптуры. В: Freiman CV (ed.) Обработка информации 71. Амстердам: Северная Голландия, 1972 г, 1460–1465 гг. – 52 с.
7. Дж. Дуарте К массовой кастомизации жилья: грамматика домов Сизы в Малагее-ре. Окружающая среда План Б 2005 г. – С. 348–380.
  8. К. Хэ, Х. Чжан, С. Жэнь и др. Глубокое остаточное обучение для распознавания изображений. В: Конференция IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR), 2016 г. Нью-Йорк: IEEE. – С. 770–778.
  9. А. Грувер и Дж. Лейковец Масштабируемое обучение функциям для сетей. В: Труды 22-й международной конференции ACM SIGKDD по обнаружению знаний и интеллектуальному анализу данных (KDD '16), Сан-Франциско, Калифорния, 13–17 августа 2016 г., Нью-Йорк: ACM. DOI: 10.1145/2939672.2939754. – С. 855–864.
  10. Л. Ляо, Х. Хэ, Н. Чжан и др. Приписывается встраивание в социальную сеть. IEEE T Knowl Data En. Epub перед печатью 27 марта 2018 года. DOI: 10.1109/TKDE.2018.2819980. – 18 с.
  11. Н. Кросс Дизайн-мышление: понимание того, как дизайнеры думают и работают. Оксфорд: Блумсбери Академик, 2011 г. – 37 с.
  12. В. Виссер Когнитивные артефакты проектирования. Хиллсдейл, Нью-Джерси: Лоуренс Эрлбаум Ассошиэйтс, 2006. – 57 с.
  13. С. Джоберг, С. Бьеркем, Дж. Элигер, et al. Эмерджентный синтаксис: машинное обучение для курирования пространства дизайнерских решений. В: Труды Нарушение дисциплин 37-й ежегодной конференции Ассоциации автоматизированного проектирования в архитектуре. 2017 г. – С. 552–561.
  14. Д. Дювернаут, Д. Макларин, Дж. Агилера, и др.. Сверточные сети на графах для изучения молекулярных отпечатков пальцев. В: Материалы 28-й международной конференции по нейронным системам обработки информации (NIPS), Монреаль, Квебек, Канада, 7-12 декабря 2015 г. – 97 с.
  15. Х. Эриг Х. Креовски. Выталкивающие свойства: анализ склеивающих конструкций для графиков. Мате Нахр 1979 г. – С. 135–149.
  16. А. Хагберг, Д. Шульц и П. Сварт NetworkX: программное обеспечение Python для анализа сетей. Математическое моделирование и анализ, Лос-Аламосская национальная лаборатория, Лос-Аламос, Нью-Мексико, 2005 г. <http://networkx.lanl.gov>. – 29 с.
  17. Дж. Бойер и Дж. Мирволд На режущей кромке: упрощенная  $O(n)$  планарность путем добавления кромки. 2004 г. – С. 241–273.
  18. А. Хиндупур Зоопарк GAN — список всех названных GAN! 2017, <https://deephunt.in/the-gan-zoo-79597dc8c347>. – 95 с.
  19. Т. Каррас, Т. Аллиа, С. Лейн, и др. Прогрессивное выращивание ГАН для улучшения качества, стабильности и изменчивости. В: 6-й международный конференс по учебным представлениям (ICLR), Ванкувер, Британская Колумбия, Канада, 30 апреля-3 мая 2018 г. – 26 с.
  20. Х. Ванг, Ай. Ванг, и др. GraphGAN: обучение представлению графов с помощью генеративных состязательных сетей. В: 32-я конференция AAAI по искусственному интеллекту, Новый Орлеан, Лос-Анджелес. 2018 г. – 53 с.
  21. Х. Чен, Ю. Дуан, Р. Хоутхорт, и др.. InfoGAN: интерпретируемое обучение представлению с помощью информации, максимизирующей генеративные состязательные сети. 2016 г, <https://arxiv.org/abs/1606.03657>. – С. 173.
  22. К. Александров Язык шаблона: города, строительство, строительство. Оксфорд: Оксфорд Университи Пресс, 1977 г. – 38 с.
  23. Б. Митрович Философия для архитекторов. Нью-Йорк: Принстонская архитектурная пресса, 2011 г. – 62 с.
  24. В. Джаби, С. Соф, Р. Теобальд, и др. Улучшение параметрического проектирования за счет многообразной топологии. Де Стад 2017 г. – С. 96–114.

## References

1. De Haan H. Architects in competition: international architectural competitions of the last 200 years. London: Thames and Hudson, 1988. – 9 p.
2. K. Steinfeld Dreams can come. In: Nagakura T (ed.) Acadia 2017. discipline and

- Destruction. Proceedings of the 37th Annual Conference of the Association for Computer-Aided Design in Architecture. Cambridge: MIT, 2017. – С. 590–599.
3. V. Gropius The field of General Architecture. K. Books, 1970. – 13 p.
  4. M. Crosby Doshi is sacred in the secular. Faith Forum 2018; <https://faithandform.com/editorial/doshis-sacred-in-secular/> – 51 с.
  5. M. Ruiz-Montiel, J. Boned, J. Vivlanesh, etc. Designing with form grammar and reinforcement learning. 2012. – С. 23–245.
  6. Ji. Steeney and J. Jeeps Grammar of Forms and generative specification of painting and sculpture. In: Freiman CV (ed.) Information processing 71. Amsterdam: North Holland, 1972, 1460–1465 – 52 p.
  7. J. Duarte To the mass customization of housing: the grammar of Siza houses in Malagueira. Environment Plan B 2005; 32. – С. 348–380.
  8. K. He, H. Zhang, S. Ren, etc. Deep residual learning for image recognition. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, Nevada, June 27–30, 2016, New York: IEEE. – С. 770–778.
  9. A. Gruver and J. Leykovets Scalable learning of functions for networks. In: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16), San Francisco, CA, August 13–17, 2016, New York: ACM. DOI: 10.1145/2939672.2939754. – pp. 855–864.
  10. L. Liao, H. He, N. Zhang, etc. Embedding in a social network is attributed. IEEE T Knowl Data En. Epub before printing on March 27, 2018. DOI: 10.1109/TKDE.2018.2819980. – 18 p.
  11. N. Cross Design Thinking: Understanding how designers think and work. Oxford: Bloomsbury Academic, 2011. – 37 p.
  12. V. Visser Cognitive design artifacts. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, 2006. – 57 p.
  13. S. Joberg, S. Bjerkem, J. Eliger, et al. Emergent syntax: Machine learning for curating the design solution space. In: Proceedings of the Violation of Disciplines of the 37th Annual Conference of the Association of Computer-aided Design in Architecture. 2017. – pp. 552–561.
  14. D. Duvernout, D. Mclarin, J. Aguilera, et al.. Convolutional networks on graphs for studying molecular fingerprints. In: Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Montreal, Quebec, Canada, December 7–12, 2015 – 97 p.
  15. X. Erig H. Creowski. Ejecting properties: analysis of gluing structures for graphs. Mate Nahr 1979. – pp. 135–149.
  16. A. Hagberg, D. Schult and P. Svart NetworkX: Python software for network analysis. Mathematical Modeling and Analysis, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, New Mexico, 2005, <http://networkx.lanl.gov> . – 29 p.
  17. J. Boyer and J. Mirvold On the cutting edge: simplified O(n) planarity by adding an edge. Application of the J Graph algorithm 2004 – pp. 241–273.
  18. A. Hindupur Zoo GAN — list of all named GAN! 2017, <https://deephunt.in/the-gan-zoo-79597dc8c347> . – 95 p.
  19. T. Karras, T. Alliah, S. Lane, et al. Progressive cultivation of GAN to improve quality, stability and variability. In: 6th International Conference on Educational Presentations (ICLR), Vancouver, British Columbia, Canada, April 30-May 3, 2018. – 26 p.
  20. X. Wang, Ai. Wang, et al. GraphGAN: Learning to represent graphs using generative adversarial networks. In: 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, New Orleans, Los Angeles, February 2-7, 2018. – 53 p.
  21. H. Chen, Y. Duan, R. Houthort, et al.. InfoGAN: Interpreted representation learning using information maximizing generative adversarial networks. 2016, <https://arxiv.org/abs/1606.03657>. – P. 173.
  22. K. Alexandrov Template language: cities, construction, construction. Oxford: Oxford University Press, 1977. – 38 p.
  23. B. Mitrovich Philosophy for architects. New York: Princeton Architectural Press, 2011. – 62 p.
  24. V. Jabi, S. Soy, R. Theobald, et al. Improvement of parametric design due to the manifold topology. De Stade 2017. – pp. 96–114.

**Меркушев К.А.,**

аспирант кафедры «Архитектура», Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия. E-mail: kostyn\_m@mail.ru

---

**Merkushev K. A.,**

graduate student of the Department of Architecture, South Ural state University, c. Chelyabinsk, Russia. E-mail: kostyn\_m@mail.ru

---

*Поступила в редакцию 13.03.2023*