

Меркушев К. А., Шабиев С. Г.

ПРОБЛЕМЫ ЦИФРОВИЗАЦИИ АРХИТЕКТУРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

Актуальность искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения, обусловлена с одной стороны, бурным ростом технологий обработки больших массивов данных и, как следствие, необходимостью их систематизации, а с другой – ростом числа задач, которые необходимо решать быстро, качественно и эффективно.

Целью исследования является разработка алгоритмов машинного обучения для классификации образов. Разработки в области искусственного интеллекта сосредоточены в основном на приложениях на основе изображений, текста и голоса, что приводит к прорывным разработкам в области самоуправляемых автомобилей, алгоритмов распознавания голоса и рекомендательных систем. В этом исследовании представлены альтернативные системы машинного обучения на основе графов, которая имеет дело с трехмерным пространством, которое является более структурированным и комбинаторным, чем изображения, текст или голос.

Задачами, решаемыми в ходе исследования, являются анализ существующих алгоритмов классификации трехмерных графов и в частности, представление функционального подхода к машинному обучению для создания концептуального дизайна промышленных объектов. Это подход основан на применении нейронных сетей для решения задач проектирования. Для выполнения этой задачи был проведен цикл исследований по решению проблемы, которая заключается в моделировании трехмерных объектов, таких как промышленные здания, с помощью глубокого обучения и визуализации. Решение проблемы заключается в создании модели, которая использует машинное обучение для создания 3D-геометрии (объектов) из набора параметров (например, геометрические размеры), которые были представлены в виде набора точек. При проектировании промышленного объекта возможно использовать набор параметров для создания множества различных типов геометрии.

Методами исследования являются кластерная классификация, кластеризация, основанная на деревьях решений и алгоритм классификации графов глубокого обучения. В результате были разработаны рекомендации для применения алгоритма глубокого обучения в проектировании трехмерных промышленных объектов.

Ключевые слова: архитектурное проектирование, концептуальное проектирование, глубокое обучение, искусственный интеллект, генеративный дизайн.

Merkushev K.A., Shabiev S.G.

PROBLEMS OF DIGITALIZATION OF ARCHITECTURAL MODELING OF PROM OBJECTS

The relevance of artificial intelligence, in particular, machine learning, is due, on the one hand, to the rapid growth of technologies for processing large amounts of data and, as a consequence, the need for their systematization, and, on the other, to the increase in the number of tasks that need to be solved quickly, efficiently and efficiently.

The aim of the study is to develop machine learning algorithms for image classification. Developments in the field of artificial intelligence are mainly focused on applications based on images, text and voice, which leads to breakthrough developments in the field of self-driving cars, voice recognition algorithms and recommendation systems. This study presents a study of an alternative graph-based machine learning system that deals with a three-dimensional space that is more structured and combinatorial than images, text or voice.

The tasks solved in the course of the research are the analysis of the existing algorithms for the classification of three-dimensional graphs and, in particular, the presentation of a functional approach to machine learning for the creation of conceptual design of industrial facilities. This approach is based on the use of neural networks to solve design problems. To accomplish this task, a series of studies was conducted to solve the problem, which consists in modeling three-dimensional objects, such as industrial buildings, with the help of deep learning and visualization. The solution to the problem is to create a model that uses machine learning to create 3D geometry (objects) from a set of parameters (for example, geometric dimensions) that were represented as a set of points. When designing an industrial facility, it is possible to use a set of parameters to create many different types of geometry.

The research methods were of cluster classification, clustering, decision tree-based and deep learning graph classification algorithm. As a result, recommendations were developed for the application of the deep learning algorithm in the design of three-dimensional industrial facilities.

Keywords: *architectural design, conceptual design, deep learning, artificial intelligence, generative design.*

За последние 5 лет исследования в области машинного обучения развились благодаря быстрым разработкам в области глубокого обучения. DNN (DotNetNuke), используемые в широком спектре практических применений, от систем распознавания голоса, таких как «Siri» и «Alexa», для самоуправляемых автомобилей, для онлайн-систем рекомендаций и алгоритмов ценообразования. Эти сети могут быть обучены с большими объемами данных и обнаруживать скрытые шаблоны и связи, которые могут быть не очевидны для людей, смотрящих на данные в независимости друг от друга. Их не нужно программировать заранее, но они изучают правила непосредственно из самих данных, которые функционируют как «обучающий набор» [1]. Большинство исследований DNN проводится в области компьютерного видения, в котором DNN обучаются с огромным количеством изображений. Например, можно обучить DNN распознавать собак, показав ему обучающий набор изображений собак. Как только система узнает, что влечет за собой образ собаки (с помощью обнаруженного внутреннего представления), она правильно предскажет и классифицирует собаку в новых образах.

Использование DNN в пространственном проектировании является более сложным.

Архитектура формируется широким набором взаимозависимых вопросов. В своем трактате *De architectura*, написанном в 80 г. до н.э., М. Витрувий писал, что любая успешная архитектура должна предусматривать функциональность, красоту и структуру. И. Прописус в «Рамках тотальной архитектуры» утверждал, что «хорошая архитектура должна быть проекцией самой жизни, которая подразумевает глубокое знание биологических, социальных, технических и художественных проблем» [2]. Архитектура не только имеет дело с функциональной радиочастотой, но и должна реагировать на (не) материальные и контекстуальные условия. Как говорит В. Прописус, архитектура должна «удовлетворять человеческую душу» и должна неизбежно отвечать на эстетические вопросы, структурную эффективность и иметь дело с экономическими, идеологическими, социокультурными и экономическими ограничениями и возможностями.

Для понятия проблемы цифровизации архитектуры промышленных объектов, необходимо углубиться в алгоритмы, управляемые функциями, чтобы изучить применимость глубокого обучения через изолированный, но важный драйвер в архитектурном проектировании. Тем не менее, можно было бы использовать DNN для изучения других столь

необходимых вопросов, касающихся более широкого спектра архитектуры. Например, могут быть гибридные DNN, где один DNN может идентифицировать словарь дизайна, формы и т. д., и работать в тандеме с другим DNN, чтобы дополнить функциональный макет. В других областях были разработаны приложения для передачи стиля, управляемые искусственным интеллектом (AI). Например, работа А. Шампандарда «Нейронные каракули: глубокие сверточные сети для передачи семантического стиля» превращает грубые каракули в картины известных художников; Sony работает над системой, которая может превратить любую песню в новый стиль или жанр, а Adobe разрабатывает «фотошоп» для аудио, который преобразует данный текст в любое голосовое выражение. Существует возможность создания приложения для переноса стиля для архитектуры, где, «стиль» известного архитектора, обнаруженный через нейронные сети, применяется к макету, разработанному другим DNN. Однако часть подобных важных вопросов выходит за рамки данной статьи [3].

В этом исследовании ограничен набор функциональных целей осязаемыми критериями эффективности, такими как организация пространств, их пространственные атрибуты или их связи друг с другом. Спектр функций может быть расширен и до нематериальных критериев, таких как сенсорные реакции на архитектурные пространства, влияющие, например, на чувства человека. На самом деле, то, что очерчивает функцию в архитектуре, часто не четко определено. Можно расширить определение function и использовать DNN для расшифровки скрытых паттернов и отношений, которые соответствуют нематериальным качествам архитектуры. DNN могут быть обучены с любым набором качественных критериев, и они могут варьироваться для разных типов промышленных объектов.

Чем глубокое обучение отличается от более традиционных подходов к проектированию? Одно из важных отличий заключается в том, что DNN не структурированы по правилам или предварительным алгоритмам, а изучают шаблоны через обучение (рис.1).

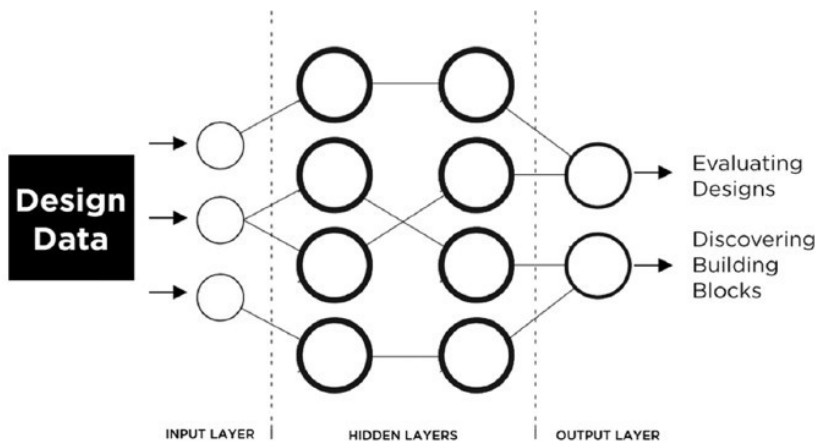


Рис. 1. Абстрактное представление глубоких нейронных сетей (DNN)

Данные подаются во входной слой, который обрабатывается в скрытых слоях (может быть, любое количество скрытых слоев), и результат выдается в выходном слое [4].

Это контрастирует с более ранними подходами генеративного дизайна. Например, в грамматике форм новые проекты могут быть составлены правилами проектирования, которые диктуют, какие формы могут быть сформированы путем их повторного применения к основным строительным блокам – если эти строительные блоки и правила сборок известны и конечны [5].

В исследовании учтено как DNN могут оценивать проекты по заданным критериям производительности и определять основные

строительные блоки дизайна, представленные в виде подграфов. DNN identifies – подграфы из проектных данных, которые коррелируют с различными функциями, желаемыми пользователем, а затем они объединяются в новые композиции [6]. Эти методы используют DNN для изучения представлений узлов в графах как точек в плотных евклидовых векторных пространствах. Различные латентные отношения между группами узлов проявляются как отношения близости между соответствующими точками в целевом векторном пространстве. Последний, таким образом, дает интересные предложения алгоритму композиции относительно того, какие узлы в различных подграфах строительных

блоков должны быть соединены в окончательном дизайне.

В исследовании задействовано менее распространенное применение GAN – обучаемое его на существующем наборе данных архитектурных графиков проектирования для создания новых графов, которые могут быть основаны на новых вариациях [7].

Оба предложенных метода создания новых конструкций имеют свои преимущества. В то время как метод обнаружения строительных блоков помогает создавать архитектурные проекты, которые последовательно объединяют шаблоны в существующих данных, генерируемых человеком, для достижения нескольких желаемых пользователем функций, метод на основе GAN пытается создать оригинальные архитектурные проекты, которые сложно представить архитекторам [8,9].

В архитектуре проект проходит следующие этапы разработки: концептуальное или предварительное проектирование (PD), схематический дизайн (SD), разработка проекта (DD), строительная документация (CD), закупка (PR), управление строительством (CA)

– то есть реализация проекта и позже продолжается с операциями (OP) для управления самим зданием [10]. Фигура 2 изображает хорошо известную кривую Маклими, где ось времени показывает этапы проектирования проекта, а ось Y показывает значение усилия эффекта (рис. 2). Кривая No 2 показывает традиционный процесс проектирования и предполагает, что большинство проектных процессов происходит на стадии CD. Однако эта фаза не является экономически эффективной, как видно на кривой No1, которая показывает стоимость изменений в дизайне с течением времени. Поэтому, чем раньше генерируется дизайн, тем лучше, потому что стоимость изменений дизайна увеличивается на более поздних этапах проекта [11]. Широкое распространение программного обеспечения для информационного моделирования зданий (BIM) в профессии частично связано с утверждением, что BIM перемещает основную часть проектной деятельности на более ранние фазы SD / DD (кривая No 3) и тем самым значительно снижает затраты [12].

Традиционно, большинство проектных

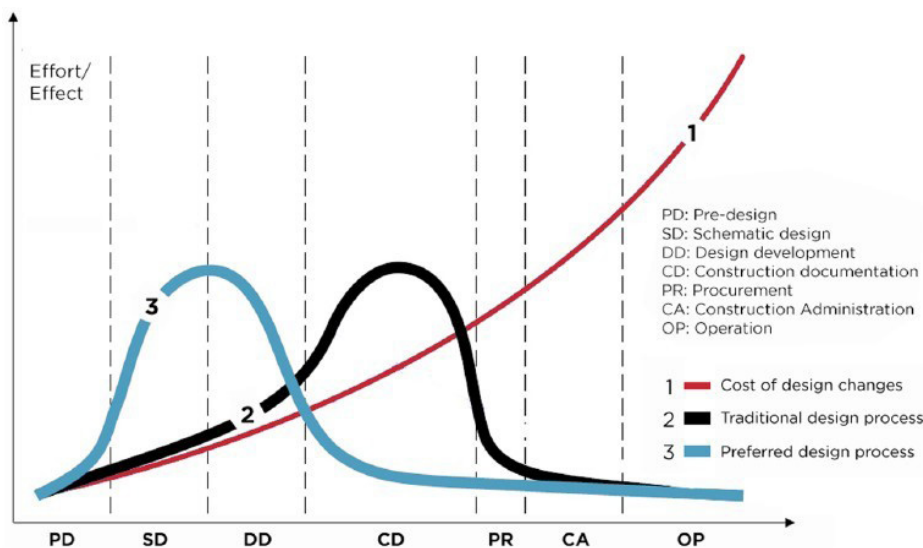


Рис. 2. Кривая Маклими показывает различные этапы строительства в хронологическом порядке по оси X и значения усилий/эффектов по оси Y

«делибераций» происходит на этапе строительной документации (CD), что видно на кривой No 2, которая считается слишком запоздалой в процессе проектирования [13].

В отличие от проектирования, инженерные задачи обычно решаются с помощью конвергентного решения проблем, где различные усилия направляются к одному решению. «Логика проектирования», однако, основана на дивергентном решении проблем. Архитектура не дает ни одного правильного ответа, но допускает возможность многооб-

разных ответов на одну и ту же пространственную задачу. Могут быть разные решения, удовлетворяющие одной и той же проблеме проектирования. Например, конкурсы являются подходящим методом для приобретения дизайна, потому что они предлагают несколько решений проблемы. Тем не менее, современные инструменты автоматизированного проектирования (CAD) построены на принципах индуктивного и дедуктивного рассуждения, которые подходят для инженерных задач [14].

Авторами представлено исследование по использованию глубокого обучения для этапа концептуального проектирования (рис. 3). Исследовано два параллельных пути для генерации дизайна: (1) DNN для обучения свертке и представлению: использован граф сверхточной нейронной сети, которая обнаружила важные строительные блоки, отвечающие определенным критериям функциональной эффективности [15].

Архитектура условно представлена посредством двумерных орфографических рисунков, например, плановых чертежей, сечений и фасадов [16]. Однако для исследования использованы трехмерные BIM-модели и переведены расположение пространств в различных конструкциях в приписываемые графы (рис.3).

Узлы на графике представляют комнаты и имеют такие атрибуты, как тип, площадь, объем и периметр.

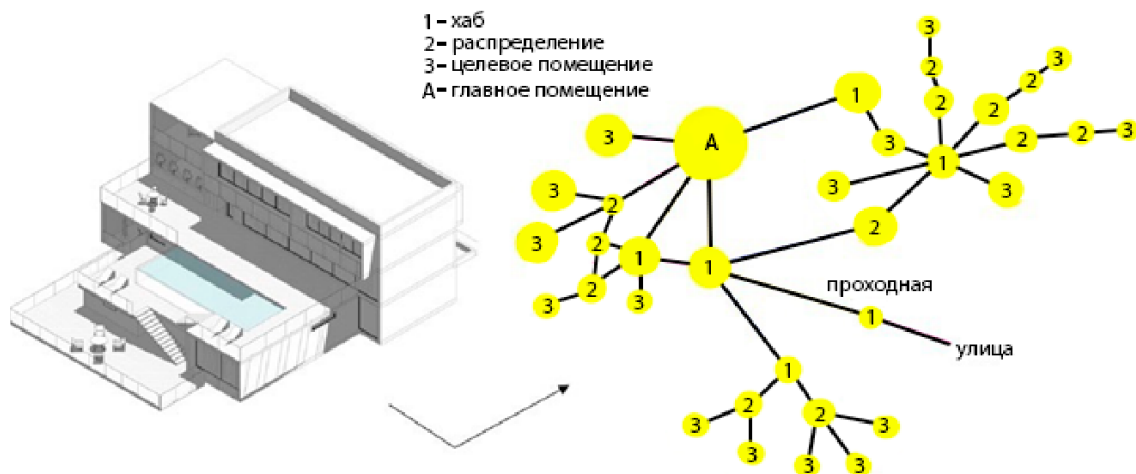


Рис. 3. Приписываемая графовая модель для архитектурного проектирования

Края на графике представляют тип соседней между комнатами — например, дверное соединение, открытое соединение или вертикальное соединение, такое как лестницы, пандусы или лифты.

Хотя внимание ограничено уровнем детализации, графовые модели способны представлять больше информации, такой как объекты внутри комнат, обеденные столы и осветительные приборы. Чтобы добавить такие данные в граф, узел комнаты будет соединен с узлом обеденного стола краем, который моделирует связь удержания. В дополнение к узлам и ребрам также добавлены оценочные баллы на график [17].

После того, как сгенерированы графики для обучающей установки, были изучены методы исследования для извлечения основных подграфов [18].

Объединение строительных блоков в более крупные композиции, то есть подграфы, проблема заключается в том, как «сшить» их вместе в новые композиции. Таким образом, разрабатываются методы закрытия таких открытых узлов путем добавления новых ребер и дальнейшего дополнения новых конструкций дополнительными узлами. Кроме того, оставался вопрос, являются ли конструкции приемлемыми решениями или нет. Некоторые композиции могут работать, но однажды

собранные вместе в большие сборки они могут быть неосуществленными. Поэтому изучены различные математические основы, которые могут отфильтровывать непригодные решения. Кроме того, краудсорсинг, например, Mechanical Turk [19], в конечном итоге может быть использован для того, чтобы люди судили о достоверности проектов [20].

Модели BIM состоят из аннотированных трехмерных данных о домах (рис.4), которые запрошены с помощью Autodesk Revit API [21]. Каждый уровень этажа математически моделируется как атрибутированный график, где комнаты являются узлами, а связи между комнатами – краями. Были построены графики, собран набор помещений и определив связи между ними [22].

В исследовании задействован фрагмент кода с использованием API Python Revit, который использовался для извлечения, например, отношений «дверь» между комнатами в данном примере проектирования BIM [23]. Затем фрагмент кода Python, использующий график NetworkX library '6 был запущен через выходной файл для построения представления графа – как показано на рисунке 3. Типы номеров не всегда называются с использованием одной и той же номенклатуры» в некоторых были сделаны единообразными по образцам конструкций путем се-

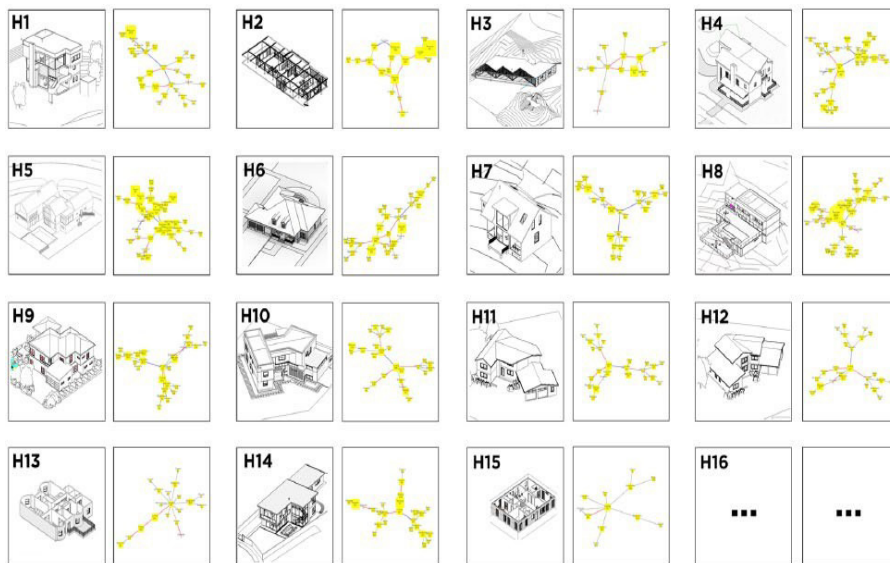


Рис. 4. Изображение, показывающее 6 образцов дизайна дома, используемых в качестве набора данных – в аксонометрическом и графическом виде

мантического выравнивания номенклатуры. В целом, найдено 29 различных типов помещений. Типы комнат являются частью вектора атрибута узла, а также информацией о площади комнаты и объеме. Типы номеров, такие как «входная группа» или «коридор», как правило, не считаются комнатами, но рассматривались как помещения, поскольку все пространства являются комнатами того или иного рода в этом исследовании. Связь между двумя комнатами, показанная как край, может быть одной из трех типов – дверное соединение, открытое соединение YZ вертикальное соединение. Каждый образец конструкции был аннотирован двумя целевыми функциями – «долговечностью» и пригодностью для работы [24].

Закключение

Функция всегда была важным фактором в архитектурном проектировании, то есть намерением генерировать форму непосредственно из цели и полезности. Представлен подход DNN с использованием графиков для создания концептуальных проектов. Показан пример, что система может оценивать и оценивать проекты, разлагать их на основные строительные блоки и превращать их в новые композиции.

Кроме того, хотелось бы отметить, что

существуют альтернативные методы графовых представлений, такие как неподвластная топология была бы обобщением представления. Это является более мелкозернистым, тем самым позволяя представлять, стены, коридоры и замкнутые пространства топологическими объектами, такими как грани, раковины и клетки соответственно. Тем не менее, подход, основанный на данных с помощью DNN, потребует разработки методов нейронных сетей, которые способны работать с топологическими данными. Поскольку графовый метод захватывает структурную информацию более высокого уровня, не многообразное представление топологии может быть использовано в сочетании с представлением графа для моделирования отношений на различных более глубоких эвелях. Авторы считают, что эта работа является тематикой будущих исследований.

Машинное обучение является инновационной областью исследований, которая не только может заполнить пробел в коммутационных ресурсах для этапов концептуального проектирования архитектурных проектов, но и способна удовлетворить более широкие потребности профессионалов в анализе и разработке дизайна.

Литература

1. De Naap Н. Архитекторы в конкурсе: международные архитектурные конкурсы последних 200 лет. Лондон: Темза и Гудзон, 1988. – С. 9.
2. К. Стейнфельд Мечты могут прийти. В: Nagakura T (ed.) Acadia 2017 дисциплины и разрушения. Материалы 37-й ежегодной конференции Ассоциации автоматизированного проектирования в архитектуре. Кембридж: MIT, 2017. – С. 590-599.

3. В. Гропиус Область общей архитектуры. Нью-Йорк: К. Букс, 1971. – С. 13.
4. М. Кросби Доши священен в светском. Форум Веры 2018; <https://faithandform.com/editorial/doshis-священный-в-светском/> – С. –51.
5. М. Руис-Монтель, Ж. Бонед, Ж. Вивланеш и др. Проектирование с грамматикой форм и обучением с подкреплением. Адв Энг Информ 2012; – С. 23–245.
6. Джи. Стини и Дж. Джипс Грамматика форм и генеративная спецификация живописи и скульптуры. В: Freiman CV (ed.) Обработка информации 71. Амстердам: Северная Голландия, 1972, 1460-1465 гг. – С. 52.
7. Дж. Дуарте К массовой кастомизации жилья: грамматика домов Сизы в Малагее-ре. Окружающая среда План Б 2005; 32: – 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), Лас-Вегас, Невада, 27-30 июня 2016 г., 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 2016г., 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. – С. 18.
11. Н. Кросс Дизайн-мышление: понимание того, как дизайнеры думают и работают. Оксфорд: Блумсбери Академик, 2011. – С. 37.
12. В. Виссер Когнитивные артефакты проектирования. Хиллсдейл, Нью-Джерси: Лоуренс Эрлбаум Ассошиэйтс, 2006. – С. 57.
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, MIT, Кембридж, 2017. – С. 552–561.
14. Д. Дювернаут, Д. Макларин, Дж. Агильера, 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. – С. 97.
15. Х. Эриг Х. Креовски. Выталкивающие свойства: анализ склеивающих конструкций для графиков. Мате Нахр 1979; 91. – 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. <http://networkx.lanl.gov>. – С. 29.
17. Дж. Бойер и Дж. Мирволд На режущей кромке: упрощенная $O(n)$ планарность путем добавления кромки. Приложение алгоритма J Graph 2004. – С. 241–273.
18. А. Хиндупур Зоопарк GAN – список всех названных GAN! 2017, <https://deeplhunt.in/the-gan-zoo-79597dc8c347> – С. 95.
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 года. – С. 26.
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, 2-7 февраля 2018 года. – С. 53.
21. Х. Чен, Ю. Дуан, Р. Хоутхорт, и др.. InfoGAN: интерпретируемое обучение представлению с помощью информации, максимизирующей генеративные состязательные сети. В: NIPS, 2016, <https://arxiv.org/abs/1606.03657> – С. 173.
22. К. Александров Язык шаблона: города, строительство, строительство. Оксфорд: Оксфорд Университи Пресс, 1977. – С. 38.
23. Б. Митрович Философия для архитекторов. Нью-Йорк: Принстонская архитектурная пресса, 2011. – С. 62.
24. В. Джаби, С. Соф, Р. Теобальд, и др. Улучшение параметрического проектирования за счет многообразной топологии. Де Стад 2017; 52: – С. 96–114.

References

1. De Haan H. Architects in competition: international architectural competitions over the past 200 years. London: Thames and Hudson, 1988. – P. 9.
2. K. Steinfeld Dreams can come true. In: Nagakura T. (ed.) Acadia 2017 disciplines and destroys. Proceedings of the 37th Annual Conference of the Association for Computer-Aided Design in Architecture. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2017. – P. 590–599.
3. V.Gropius Field of General Architecture. New York: K.Books, 1970. – P.13.
4. M. Crosby Doshi is sacred in the mundane. Faith Forum 2018; <https://faithandform.com/editorial/doshis-sacred-in-secular/>. – P. 51.
5. M. Ruiz-Montiel, J. Boned, J. Vivlanesh, etc. Designing using form grammar and reinforcement learning. Adv Eng Inform 2012. – P. 23–245.
6. Ji. Steeney and J. Gypsum Grammar of forms and generative specification of paintings and sculptures. In: Freiman's Summary (ed.) Information processing 71. Amsterdam: North Holland, 1972, 1460-1465 – P. 52
7. J. Duarte To the mass adjustment of housing: grammar of Sizah houses in Mala Geira. Environmental Plan In 2005; 32. – P. 348–380.
8. K.He, H.Zhang, S.Ren et al. 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. – P. 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, California, August 13-17, 2016, New York: ACM. DOI: 10.1145/2939672.2939754. – P. 855–864.
10. L.Liao, H.He, N.Zhang, etc. Embedding in a social network is attributed. IEEE T Knowl Ru. Epub data before printing on March 27, 2018. DOI: 10.1109/TKDE.2018.2819980. – P. 18.
11. N. Cross-design thinking: Understanding how designers think and work. Oxford: Bloomsbury Academic University, 2011. – P. 37.
12. V.Visser Artifacts of cognitive design. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, 2006. – P. 57.
13. S.Joberg, S.Bjerkem, J. Eliger et al. Emerging syntax: Machine learning for managing the design solution space. In: Proceedings of the 37th Annual Conference of the Association for Computer-Aided Design in Architecture, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 2017. – P. 552–561.
14. D. Duvernout, D. Mclarin, J. Aguilera, etc. 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 – P. 97.
15. X. Erig H. Creowski. Ejection properties: analysis of gluing constructions for graphs. Mate Nahr 1979; 91. – P. 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>. – P. 29.
17. J. Boyer and J. Mirvold About the cutting edge: simplified O(n) flatness by adding an edge. Application of the J-graph algorithm 2004. – P. 241–273.
18. GAN of A.Hindupur Zoo – a list of everyone named GAN! 2017, <https://deephunt.in/the-gan-zoo-79597dc8c347>. – P. 95.
19. T. Karras, T. Allia, S. Lane, etc. 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 – P. 26.
20. X.Wang, A.I. 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 – P. 53.
21. H. Chen, Yu. Duan, R. Hautort et al. Infogan: Learning an interpreted representation using information that maximizes generative competitive networks. In: NIPS, 2016, <https://arxiv.org/abs/1606.03657> – P. 173.

22. K.Alexandrov Template language: cities, construction, construction. Oxford: Oxford University Press, 1977. – P. 38.
23. B.Mitrovich Philosophy for Architects. New York: Princeton Architectural Press, 2011. – P. 62.
24. V. Jabi, S. Soy, R. Theobald, etc. Improvement of parametric design due to a variety of topology. De Stade 2017; 52. – P. 96–114.

Меркушев К.А.,

студент-магистр кафедры «Архитектура», Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия. E-mail: kostyn_m@mail.ru

Шабиев С.Г.,

заведующий кафедрой «Архитектура», доктор архитектуры, профессор, Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия. E-mail: shabievsg@susu.ru

Merkushev K. A.,

Master's Student of the Department of Architecture, South Ural state University, c. Chelyabinsk, Russia. E-mail: kostyn_m@mail.ru

Shabiev S. G.,

Head of the Department of Architecture, doctor of architecture, professor, South Ural state University, c. Chelyabinsk, Russia. E-mail: shabievsg@susu.ru

Поступила в редакцию 04.12.2021