

Применение технологий искусственного интеллекта для разработки проектов по реконструкции зданий

Павел Алексеевич Кравченко, Юлия Германовна Жеглова

Национальный исследовательский Московский государственный
строительный университет (НИУ МГСУ); г. Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. Рассматриваются разные варианты автоматизации подготовки проектов реконструкции зданий. Когда речь идет о таких проектах, приходится сталкиваться с огромным спектром задач: например, анализ технического состояния здания и различные требования по нормам, технические ограничения в их числе. В связи с этим реконструкция — процесс сложный и, можно сказать, трудоемкий, который требует много сил и времени. В век активно развивающейся автоматизации и цифровизации особенно важно делать проектирование быстрее и эффективнее, чтобы экономить время специалистов. В таких условиях цифровые технологии становятся практически незаменимы, потому что помогают улучшить качество документации и уменьшить число ошибок. Актуальность этой темы объясняется тем, что цифровизация строительной отрасли развивается очень быстро, а практическая польза заключается в том, что проектные решения становятся надежнее, а также эффективнее.

Материалы и методы. Предлагается подход, в котором используются и информационное моделирование зданий (BIM), и алгоритмы для анализа проектных данных. Такая методика соединяет цифровое моделирование и автоматическую обработку информации, что помогает автоматизировать некоторые рутинные задачи и облегчить труд проектировщиков.

Результаты. С помощью предложенной методики можно создать подробные цифровые модели, которые применяются как основа для проектных решений. При этом всегда учитываются сведения инженерных изысканий и необходимые нормативы, поэтому документация соответствует всем требованиям. Разработана концепция автоматизированной системы, совмещающая обработку информации, выявление некоторых проблем и подготовку всей документации. Система анализирует исходную информацию и предлагает разные, иногда очень разные варианты организации реконструкции с учетом технических и экономических факторов.

Выводы. Внедрение этого подхода позволяет существенно ускорить подготовку проектов, сделать расчеты точнее и снизить количество ошибок. Такие решения помогают использовать ресурсы рациональнее и дают возможность продвигать цифровизацию в реконструкции зданий еще дальше.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственный интеллект, BIM-технологии, системный анализ, реконструкция зданий, нейронные сети, автоматизация проектирования, проект организации реконструкции, машинное обучение

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Кравченко П.А., Жеглова Ю.Г. Применение технологий искусственного интеллекта для разработки проектов по реконструкции зданий // Строительство: наука и образование. 2025. Т. 15. Вып. 4. Ст. 10. URL: <http://nso-journal.ru>. DOI: 10.22227/2305-5502.2025.4.10

Автор, ответственный за переписку: Юлия Германовна Жеглова, JeglovaYUG@mgsu.ru.

The use of artificial intelligence technologies for the development of building renovation projects

Pavel A. Kravchenko, Yulia G. Zheglova

Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) (MGSU);
Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. This work is dedicated to the study and development of approaches to applying artificial intelligence (AI) technologies for the automation of the development of organizational projects for building reconstruction. The reconstruction of construction objects is a complex and multifaceted process associated with a high degree of uncertainty, the need to consider numerous factors, and strict adherence to regulatory requirements. Given the growing need to optimize design processes and reduce labour costs, there is an objective necessity to create innovative methods that would enhance efficiency and minimize risks related to human error. The relevance of the study is driven by the digitalization of the construction industry, while its novelty lies in the integration of AI with modern design tools. The practical significance of the work is in its potential to improve project quality and reduce time expenditures.

Materials and methods. The study developed a methodology based on the comprehensive use of various types of neural networks adapted for data analysis and design automation. The proposed approach includes the integration of AI technologies with Building Information Modeling (BIM) tools.

Results. The developed methodology enables the creation of highly detailed digital models of objects, which serve as a basis for analysis and decision-making. The work accounts for engineering survey data and current regulatory requirements, ensuring compliance with standards. A concept of an automated system is proposed that combines the processing of large volumes of data, problem forecasting and automatic generation of documentation and is capable of analyzing input data, identifying optimal solutions and proposing options for organizing reconstruction taking into account technical and economic aspects.

Conclusions. The use of AI reduces project development time, improves calculation accuracy, minimizes errors, and ensures more rational resource use. The proposed methodology and system concept open new prospects for the digitalization and automation of the construction industry, contributing to the overall efficiency of reconstruction processes.

KEYWORDS: artificial intelligence, BIM technologies, system analysis, building reconstruction, neural networks, design automation, reconstruction organization project, machine learning

FOR CITATION: Kravchenko P.A., Zhiglova Yu.G. The use of artificial intelligence technologies for the development of building renovation projects. *Stroitel'stvo: nauka i obrazovanie* [Construction: Science and Education]. 2025; 15(4):10. URL: <http://nso-journal.ru>. DOI: 10.22227/2305-5502.2025.4.10

Corresponding author: Yulia G. Zhiglova, JeglovaYUG@mgso.ru.

ВВЕДЕНИЕ

Реконструкция объектов строительства требует значительных аналитических и проектных работ, включая анализ существующего состояния объекта, инженерных изысканий и нормативных требований. Использование искусственного интеллекта (ИИ) для автоматизации разработки проекта организации реконструкции (ПОР) позволит снизить трудозатраты, минимизировать ошибки и ускорить процесс проектирования [1].

В настоящей работе предлагается концепция автоматизированной системы, формирующей части ПОР на основе различных источников данных:

- BIM-модель существующего объекта (форматы IFC, Renga, Revit);
- 3D-модель объекта с предполагаемыми изменениями;
- информация инженерных изысканий (геодезия, геология, гидрометеорология);
- исторические сведения по строительству и эксплуатации (расходы, затраты на материалы, отклонения от плана);
- нормативные требования (СНиП, СП, ГОСТ, ТКП);
- планировочные ограничения (городские регламенты, соседние здания, зоны строительства);
- технические характеристики машин и механизмов (для подбора оптимального набора техники);
- реальные графики производства работ (собранные из аналогичных проектов).

Архитектура предлагаемой автоматизированной системы включает в себя несколько ключевых модулей. Генеративные модели ИИ обеспечивают формирование базового технологического плана выполнения работ. Рекуррентные нейронные сети (НС) реализуют функцию оптимального планирования и распределения материально-технических и трудовых ресурсов. Графовые НС осуществляют анализ взаимосвязей между конструктивными элементами здания, а технологии обработки естественного языка обеспечивают автоматическое извлечение и интерпретацию данных из нормативно-технической документации [2].

В рамках решения поставленных задач используется комплекс математических методов:

- алгоритмы многокритериальной оптимизации;
- эволюционные вычисления на основе генетических алгоритмов;
- методы кластерного анализа информации.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для автоматического формирования ПОР следует выстроить конвейер обработки данных, который обеспечит передачу информации от BIM-модели (Renga) к нейросети. Это включает несколько ключевых этапов.

Первый этап — извлечение сведений из Renga. Для интеграции можно использовать IFC как универсальный формат обмена BIM-данными, API Renga для прямого доступа к модели или скрипты на Python для работы с IFC-файлами [3].

Типы извлекаемой информации:

- геометрические характеристики — размеры, объемы, площади;
- конструктивные элементы — стены, перекрытия, колонны, фундаменты;
- материалы — бетон, сталь, кирпич и их свойства;
- инженерные сети — расположение коммуникаций, нагрузочные характеристики;
- дефекты и повреждения — если в BIM-модели есть метки с дефектами;
- рабочие нагрузки и техпроцессы — данные по текущей эксплуатации здания [4].

После извлечения сведения конвертируются в табличный или графовый формат для дальнейшего анализа.

Модель автоматизированной системы можно представить в следующем виде (в виде набора функциональных модулей):

$$S = \{P, G, V, U\}, \quad (1)$$

где P — модуль обработки и анализа IFC-файлов (IFCProcessor); G — модуль генерации описаний (IFCDescriptionGenerator); V — модуль визуализации 3D-моделей (IFCViewer); U — пользовательский интерфейс (IFCAnalyzerUI).

Интегральная модель системы генерации описаний определяется следующим образом:

$$F_{IFC} \rightarrow (Q, F, T, C, S) \rightarrow D \rightarrow O, \tag{2}$$

где F_{IFC} — исходный файл модели; Q — качество модели; F — характеристики объекта; T — тип здания; C — тип конструктивной системы; S — пространственная структура; D — текстовое описание; O — визуализированный результат.

Оценка качества модели производится по следующей формуле:

$$Q_{\text{итог}} = 1/n \cdot \sum_{i=1}^n Q_i, \tag{3}$$

где $Q_{\text{итог}}$ — итоговая оценка качества модели; n — количество оцениваемых критериев; Q_i — оценка модели по i -му критерию.

На втором этапе выполняется подготовка данных для последующей передачи в систему. Этот процесс включает несколько шагов: очистку и нормализацию (удаление дубликатов, исправление ошибок), преобразование информации в удобный для машинного анализа формат, а также дополнение набора сведениями из внешних источников, например нормативных документов или архивных сведений. В результате данные могут быть представлены в табличной, графовой или текстовой форме.

После подготовки информация поступает в систему, которая анализирует объект и формирует ПОР. Система включает три ключевых модуля:

1. Модуль анализа текущего состояния объекта и прогнозирования изменений применяет графовые НС для выявления связей между конструктивными элементами; определяет аварийные участки, потенциальные дефекты и необходимость усиления конструкций.

2. Модуль оптимизации плана реконструкции использует рекуррентные НС для прогнозирования оптимальной последовательности работ; применяет генетические алгоритмы для построения наиболее эффективного плана реконструкции.

3. Модуль генерации документации анализирует нормативные документы с помощью NLP-модели и формирует текстовую часть ПОР; на базе генеративных моделей создает графики работ, сметные документы и ведомости ресурсов.

На выходе система подготавливает полный пакет проектной документации: технологические карты (с описанием этапов и необходимых ресурсов), графики производства работ (диаграммы Ганта, календарные планы), а также ведомости потребности в материалах, технике и рабочей силе. Все это формируется в соответствии с заданным шаблоном и представляет собой готовый проект организации реконструкции. Блок-схема предлагаемого решения представлена на рис. 1.

Интеграция с проектной документацией

Извлеченные данные структурируются в JSON-шаблоны, автоматически пополняющие разделы:

- историческая справка;
- ограничения на модификацию конструкций;
- рекомендации по материалам.

Система выделяет конфликтующие требования красным маркером, предлагая инженеру варианты

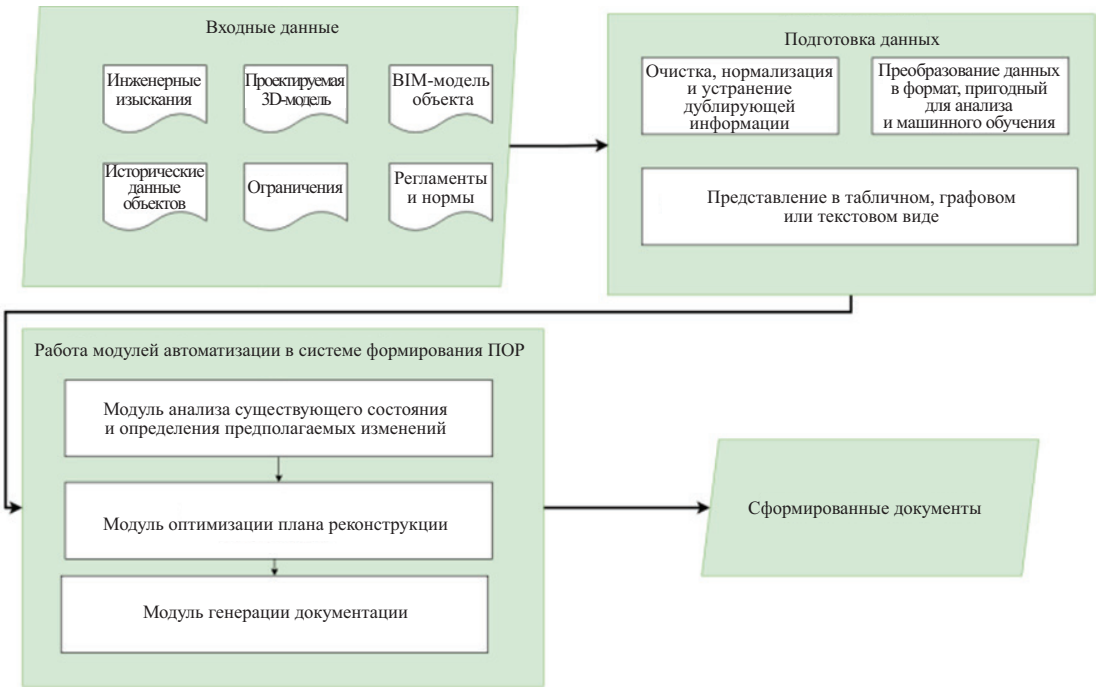


Рис. 1. Схема предлагаемого решения

разрешения противоречий. Для многостраничных документов реализован механизм перекрестных ссылок, связывающий упоминания объектов в тексте с их графическими представлениями.

Интеграция с системой происходит через динамические шаблоны. Каждое выявленное ограничение автоматически генерирует метку в трехмерной модели, а спорные требования оформляются как задачи для инженера. При изменении нормативной базы система пересматривает архивные документы, предлагая актуализировать параметры конструкций, затронутых поправками.

Взаимодействие с другими модулями

- 1. Генетические алгоритмы получают от NLP список охраняемых элементов.
- 2. Графовые сети используют извлеченные параметры материалов для расчета нагрузок.
- 3. LSTM-модели учитывают нормативные сроки согласований при прогнозе.
- 4. Система документооборота формирует отчеты на основе структурированных данных.

Обработка естественного языка становится связующим звеном между исторической информацией и цифровыми методами проектирования, обеспечивая преемственность решений на всех этапах реконструкции.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Приложение для извлечения данных в формат IFC

Рассмотрим графический интерфейс разработанного приложения и его возможности в рамках

первого этапа концепции — извлечение данных из Renga (рис. 2, 3).

Разработанное приложение позволяет переводить IFC-модель в машиночитаемый формат и получать сгенерированное описание модели (рис. 4).

Также имеется возможность экспорта описания и характеристик модели в формат Excel. На рис. 5 представлена визуализация процесса выгрузки данных для отчетов из модели.

Классификация BIM-моделей проводится на основе оценки их качества по четырем основным критериям [5–8]:

- полнота геометрической информации — определяется количеством и разнообразием элементов модели (стены, перекрытия, колонны, окна, двери и т.д.);
- полнота атрибутивной информации — оценивается наличие ключевых характеристик здания (название, тип, описание, этажность), а также заполненность данных по помещениям и материалам;
- пространственная структура атрибутивной информации — устанавливается корректностью иерархии этажей и помещений;
- детализация модели — зависит от количества второстепенных элементов (мебель, ограждения, лестницы, инженерные сети) [9].

Анализ качества модели автоматизированной системой производится в два этапа: каждый из критериев нормируется по шкале от 1 до 10 и определяется его оценка Q_i . Соответственно, чем больше элементов содержит модель и чем разнообразнее ее типология, т.е. чем выше уровень детализации

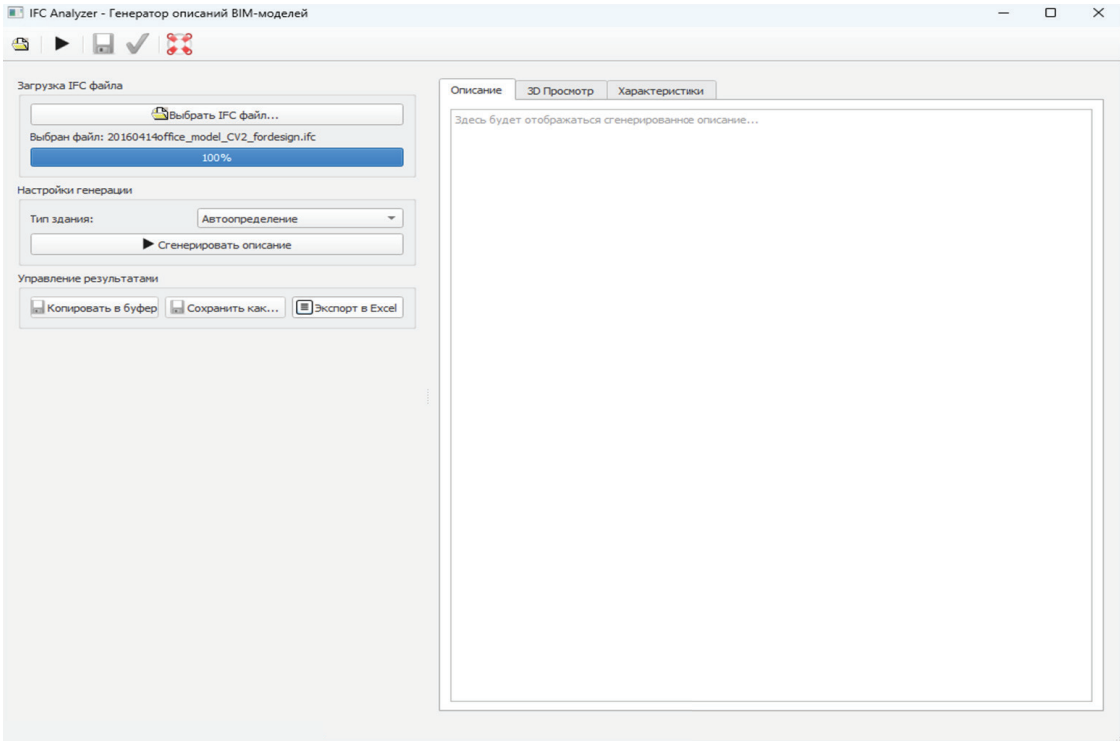


Рис. 2. Графический интерфейс программы

модели, тем выше оценка Q_i по соответствующему критерию; далее определяется итоговая оценка модели $Q_{\text{итог}}$ согласно формуле (3).

В работу автоматизированной системы положена следующая классификация моделей в соответствии с полученной оценкой [10, 11]:

- 9–10 баллов — высокое качество, соответствие BIM Level 2;

- 7–8 баллов — хорошее качество, пригодность для большинства проектных задач;
- 5–6 баллов — среднее качество, необходима доработка;
- 3–4 балла — низкое качество, значительные пробелы;
- 1–2 балла — очень низкое качество, не рекомендуется к использованию.

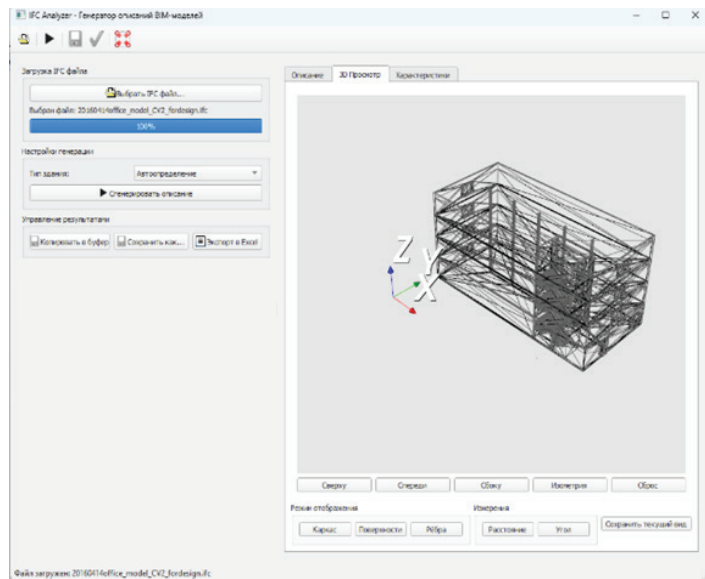


Рис. 3. Модуль трехмерной визуализации

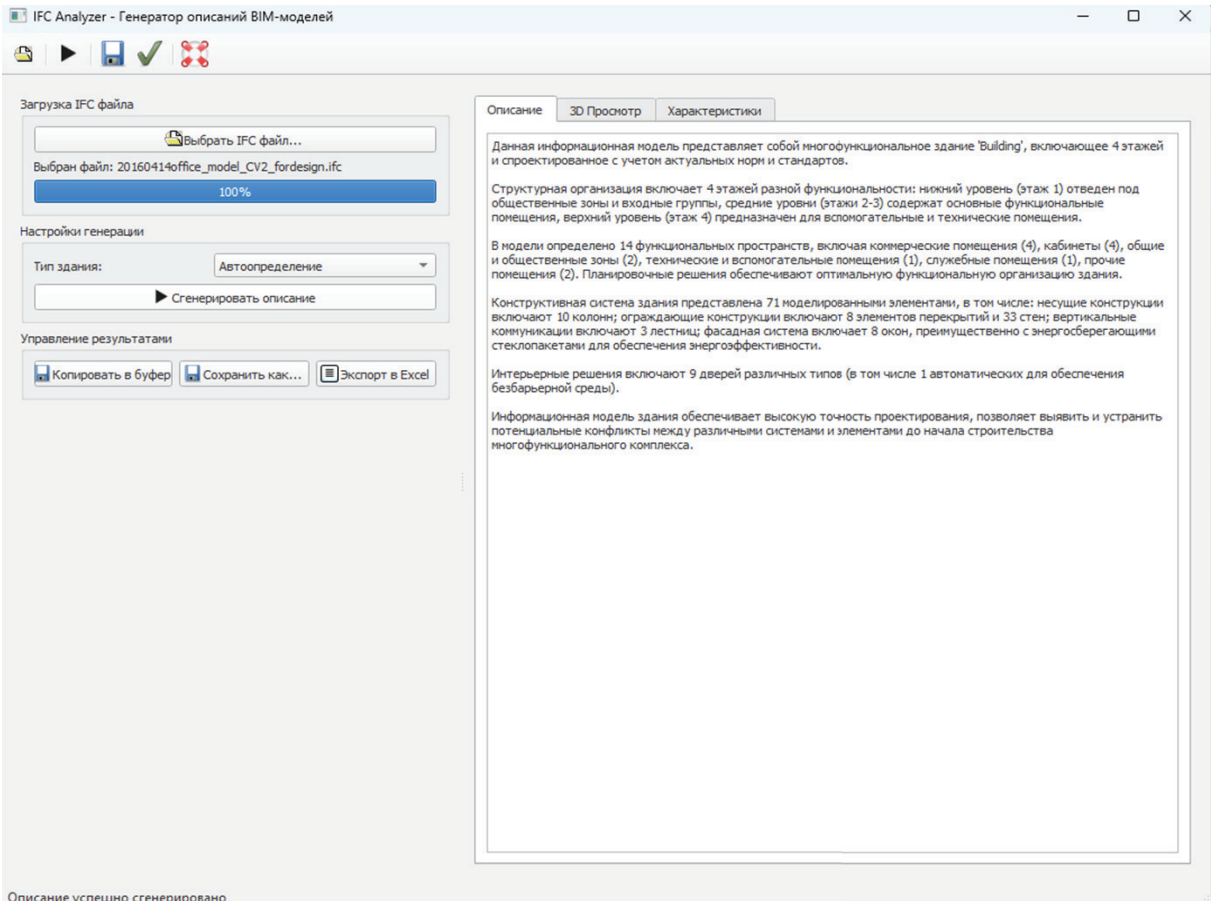


Рис. 4. Описание IFC-модели

предложенной концепции автоматизированная система будет генерировать оптимальный план реконструкции, включающий последовательность демонтажных, подготовительных и строительных мероприятий, проводить оценку возможных рисков, а также автоматически формировать проектные ведомости, включая технологические карты, графики производства работ и ресурсные расчеты.

Применение методов ИИ и накопленных данных о ранее выполненных проектах позволит ис-

пользовать проверенные решения для новых объектов, снижая количество ошибок и ускоряя разработку проекта организации реконструкции. Комплексный подход, объединяющий анализ связей между элементами здания, прогнозирование оптимального порядка работ и генерацию необходимых документов, создаст гибкую систему, способную не только автоматизировать рутинные процессы, но и повысить эффективность всего процесса реконструкции в целом [15].

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Петров К.С., Швеи Ю.С., Корнилов Б.Д., Шелкоплясов А.О. Применение BIM-технологий при проектировании и реконструкции зданий и сооружений // Инженерный вестник Дона. 2018. № 4 (51). С. 173. EDN SWKDZX.
2. Король Е.А., Дрепалов И.Ф. Реконструкция зданий с использованием BIM-технологий // Системные технологии. 2021. № 4 (41). С. 47–51. DOI: 10.55287/22275398_2021_4_47. EDN CSOOOU.
3. Мищенко А.С. Использование технологии нейронных сетей в строительной деятельности // Вестник Полоцкого государственного университета. Серия D. Экономические и юридические науки. 2024. № 2 (67). С. 21–25. DOI: 10.52928/2070-1632-2024-67-2-21-25. EDN ZLJQOY.
4. Селютин Л.Г. Современные информационные технологии с позиции эксплуатации объекта капитального строительства: от информационной модели к FM // Научный результат. Технологии бизнеса и сервиса. 2018. Т. 4. № 1. С. 15-23. DOI: 10.18413/2408-9346-2018-4-1-15-23. EDN LZGFTN.
5. Халин А.В., Махиев Б.Е., Ударцева А.Н. Использование BIM-модели производственного здания при реконструкции // BIM-моделирование в задачах строительства и архитектуры : мат. VI Междунар. науч.-практ. конф. 2023. С. 13-19. DOI: 10.23968/BIMAC.2023.002. EDN MLESNU.
6. Раховецкий Г.А., Коркишко А.Н. Информационная модель проекта – как основа оптимизации стоимости на всех стадиях реализации проектов обустройства, на примере компании «Газпром нефть» // Инженерный вестник Дона. 2017. № 1 (44). С. 56. EDN ZBBNGN.
7. Pan Y., Zhang L. Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: a critical review and future trends // Automation in Construction. 2021. Vol. 122. P. 103517. DOI: 10.1016/j.autcon.2020.103517. EDN TXFZKN.
8. Tang P., Akinci B., Huber D. Efficient and Effective Quality Assessment of As-Is Building Information Models and 3D Laser-Scanned Data // Computing in Civil Engineering (2011). 2011. Pp. 486–493. DOI: 10.1061/41182(416)60
9. Hidayat A.R.T., Prasetya Y.E., Dinanti D. Village Development Index and ICT Infrastructure in Tourism Region // Journal of Indonesian Tourism and Development Studies. 2019; 7(3):166-174. DOI: 10.21776/ub.jitode.2019.007.03.05
10. Zhou Y., She J., Huang Y., Li L., Zhang L., Zhang J. A Design for Safety (DFS) Semantic Framework Development Based on Natural Language Processing (NLP) for Automated Compliance Checking Using BIM: The Case of China // Buildings. 2022. Vol. 12. Issue 6. P. 780. DOI: 10.3390/buildings12060780
11. Ding Z., Liu S., Liao L., Zhang L. A digital construction framework integrating building information modeling and reverse engineering technologies for renovation projects // Automation in Construction. 2019. Vol. 102. Pp. 45–58. DOI: 10.1016/j.autcon.2019.02.012
12. Martinez J.G., Albeaino G., Gheisari M., Volkmann W., Alarcón L.F. UAS Point Cloud Accuracy Assessment Using Structure from Motion–Based Photogrammetry and PPK Georeferencing Technique for Building Surveying Applications // Journal of Computing in Civil Engineering. 2016. Vol. 35. Issue 1. DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000936
13. Oliveira B.A.S., Neto A.P.D.F., Ferdinando R.M.A., Carvalho R.F., Fernandes A.L., Guimaraes F.G. Automated Monitoring of Construction Sites of Electric Power Substations Using Deep Learning // IEEE Access. 2021; 9:19195-19207. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3054468
14. Skrzypczak I., Oleniack G., Leśniak A., Zima K., Mrówczyńska M., Kazak J.K. Scan-to-BIM Method in Construction: Assessment of the 3D Buildings Model Accuracy in Terms Inventory Measurements // Building Research & Information. 2022. Vol. 50. Issue 8. Pp. 859–880. DOI: 10.1080/09613218.2021.2011703
15. Boje C., Guerriero A., Kubicki S., Rezgui Y. Towards a semantic Construction Digital Twin: Directions for future research // Automation in Construction. 2020; 114:103179. DOI: 10.1016/j.autcon.2020.103179

Поступила в редакцию 27 августа 2025 г.

Принята в доработанном виде 15 сентября 2025 г.

Одобрена для публикации 24 сентября 2025 г.

ОБ АВТОРАХ: Павел Алексеевич Кравченко — магистр; Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ); 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, д. 26; pavelakrav@gmail.com;

Юлия Германовна Жеглова — кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационных систем, технологий и автоматизации в строительстве; Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ); 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, д. 26, РИНЦ ID: 940377, Scopus: 57202228987, ResearcherID: AAC-8875-2022, ORCID: 0000-0001-8121-8535; JeglovaYUG@mgsu.ru.

Вклад авторов:

Кравченко П.А. — разработка концепции, проведение исследования и расчетов, визуализация, подготовка и редактирование текста, утверждение окончательного варианта.

Жеглова Ю.Г. — разработка концепции, проведение исследования, подготовка и редактирование текста, утверждение окончательного варианта.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

INTRODUCTION

The reconstruction of construction projects requires significant analytical and design work, including analysis of the existing condition of the facility, engineering surveys, and regulatory requirements. The use of artificial intelligence (AI) to automate the development of a reconstruction project (RP) will reduce labour costs, minimize errors and speed up the design process [1].

This paper proposes a concept for an automated system that generates parts of the RP based on various data sources:

- BIM model of the existing facility (IFC, Renga, Revit formats);
- 3D model of the facility with proposed changes;
- engineering survey information (geodesy, geology, hydrometeorology);
- historical data on construction and operation (expenses, material costs, deviations from the plan);
- regulatory requirements (SNIIP, CP, GOST, TKP);
- planning restrictions (urban regulations, neighbouring buildings, construction zones);
- technical characteristics of machines and mechanisms (for selecting the optimal set of equipment);
- actual work schedules (collected from similar projects).

The architecture of the proposed automated system includes several key modules. Generative AI models provide the formation of a basic technological plan for the execution of work. Recurrent neural networks (NN) implement the function of optimal planning and distribution of material, technical and labour resources. Graphical NN analyze the relationships between the structural elements of a building, and natural language processing technologies provide automatic extraction and interpretation of data from regulatory and technical documentation [2].

A set of mathematical methods is used to solve the tasks at hand:

- multi-criteria optimization algorithms;
- evolutionary computing based on genetic algorithms;
- methods of cluster analysis of information.

MATERIALS AND METHODS

To automatically generate RP, a data processing pipeline must be set up to transfer information from the BIM model (Renga) to the neural network. This involves several key steps.

The first stage is to extract information from Renga. For integration, you can use IFC as a universal BIM data exchange format, the Renga API for direct access to the model, or Python scripts for working with IFC files [3].

Types of information extracted:

- geometric characteristics — dimensions, volumes, areas;
- structural elements — walls, floors, columns, foundations;
- materials — concrete, steel, brick and their properties;
- engineering networks — location of communications, load characteristics;
- defects and damage — if there are defect tags in the BIM model;
- working loads and technical processes — data on the current operation of the building [4].

After extraction, the information is converted into a tabular or graph format for further analysis.

The model of the automated system can be represented as follows (as a set of functional modules):

$$S = \{P, G, V, U\}, \quad (1)$$

where P is the IFC file processing and analysis module (IFCProcessor); G is the description generation module (IFCDescriptionGenerator); V is the 3D model visualization module (IFCViewer); U is the user interface (IFCAnalyzerUI).

The integral model of the description generation system is defined as follows:

$$F_{IFC} \rightarrow (Q, F, T, C, S) \rightarrow D \rightarrow O, \tag{2}$$

where F_{IFC} is the source model file; Q is the model quality; F is the object characteristics; T is the building type; C is the structural system type; S is the spatial structure; D is the text description; O is the visualized result.

The model quality is assessed using the following formula:

$$Q_{tot} = 1/n \cdot \sum_{i=1}^n Q_i, \tag{3}$$

where Q_{tot} is the final model quality assessment; n is the number of criteria assessed; Q_i is the model assessment according to the i -th criterion.

The second stage involves preparing data for subsequent transfer to the system. This process includes several steps: cleaning and normalization (removing duplicates, correcting errors), converting information into a format suitable for machine analysis, and supplementing the data set with information from external sources, such as regulatory documents or archival data. As a result, the data can be presented in tabular, graph or text form.

After preparation, the information is sent to the system, which analyses the object and generates an RP.

The system includes three key modules:

1. The module for analyzing the current state of the object and forecasting changes uses graph neural

networks to identify connections between structural elements; it determines emergency areas, potential defects and the need to reinforce structures.

2. The reconstruction plan optimization module uses recurrent neural networks to predict the optimal sequence of works; it applies genetic algorithms to build the most effective reconstruction plan.

3. The documentation generation module analyses regulatory documents using an NLP model and generates the text part of the RP; based on generative models, it creates work schedules, cost estimates and resource statements.

The system outputs a complete package of project documentation: process charts (describing the stages and necessary resources), work schedules (Gantt charts, calendars), as well as lists of material, equipment and labour requirements. All this is generated in accordance with a specified template and represents a ready-made reconstruction project. A block diagram of the proposed solution is shown in Fig. 1.

Integration with project documentation

The extracted data is structured into JSON templates that automatically populate the following sections:

- historical reference;
- restrictions on design modifications;
- recommendations on materials.

The system highlights conflicting requirements with a red marker, offering the engineer options for resolving the contradictions. For multi-page documents, a cross-reference mechanism is implemented, linking references to objects in the text with their graphical representations.

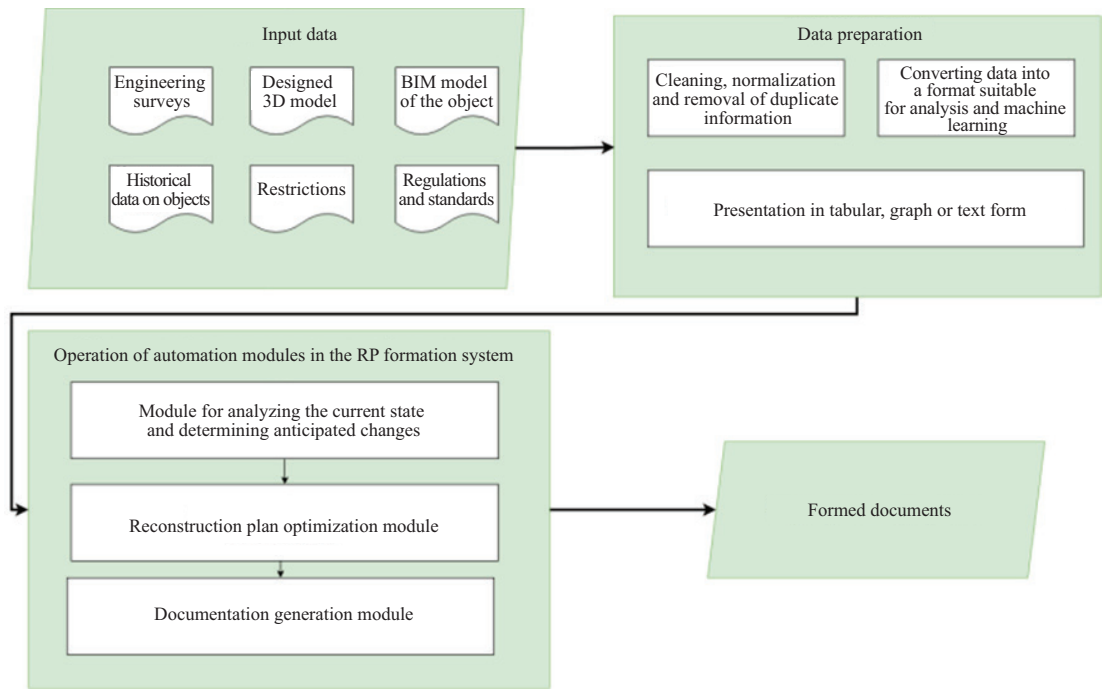


Fig. 1. Diagram of the proposed solution

Integration with the system occurs through dynamic templates. Each identified constraint automatically generates a label in the 3D model, and conflicting requirements are formalized as tasks for the engineer. When the regulatory framework changes, the system reviews archived documents, suggesting updates to the parameters of structures affected by the amendments.

Interaction with other modules

1. Genetic algorithms receive a list of protected elements from NLP.
2. Graph networks use the extracted material parameters to calculate loads.
3. LSTM models take into account regulatory approval deadlines when making forecasts.
4. The document management system generates reports based on structured data.

Natural language processing becomes the link between historical information and digital design methods, ensuring continuity of decisions at all stages of reconstruction.

RESEARCH RESULTS

Application for extracting data into IFC format

Let us consider the graphical interface of the developed application and its capabilities within the first stage of the concept — extracting data from Renga (Fig. 2, 3).

The developed application allows converting an IFC model into a machine-readable format and obtaining a generated description of the model (Fig. 4).

It is also possible to export the model description and characteristics to Excel format. Fig. 5 shows a visualization of the process of exporting data from the model for reports.

BIM models are classified based on an assessment of their quality according to four main criteria [5–8]:

- completeness of geometric information — determined by the number and variety of model elements (walls, floors, columns, windows, doors, etc.);
- completeness of attribute information — assessed by the presence of key building characteristics (name, type, description, number of floors), as well as the completeness of data on rooms and materials;
- spatial structure of attribute information — determined by the correctness of the hierarchy of floors and rooms;
- model detail — depends on the number of secondary elements (furniture, fences, stairs, engineering networks) [9].

The automated system analyses the quality of the model in two stages: each criterion is normalized on a scale from 1 to 10 and its Q_i rating is determined. Accordingly, the more elements the model contains and the more diverse its typology, i.e. the higher the level of detail of the model, the higher the Q_i rating for the corresponding criterion; then the final model rating Q_{tot} is determined according to formula (3).

The automated system uses the following classification of models according to the rating received [10, 11]:

- 9–10 points — high quality, compliance with BIM Level 2;

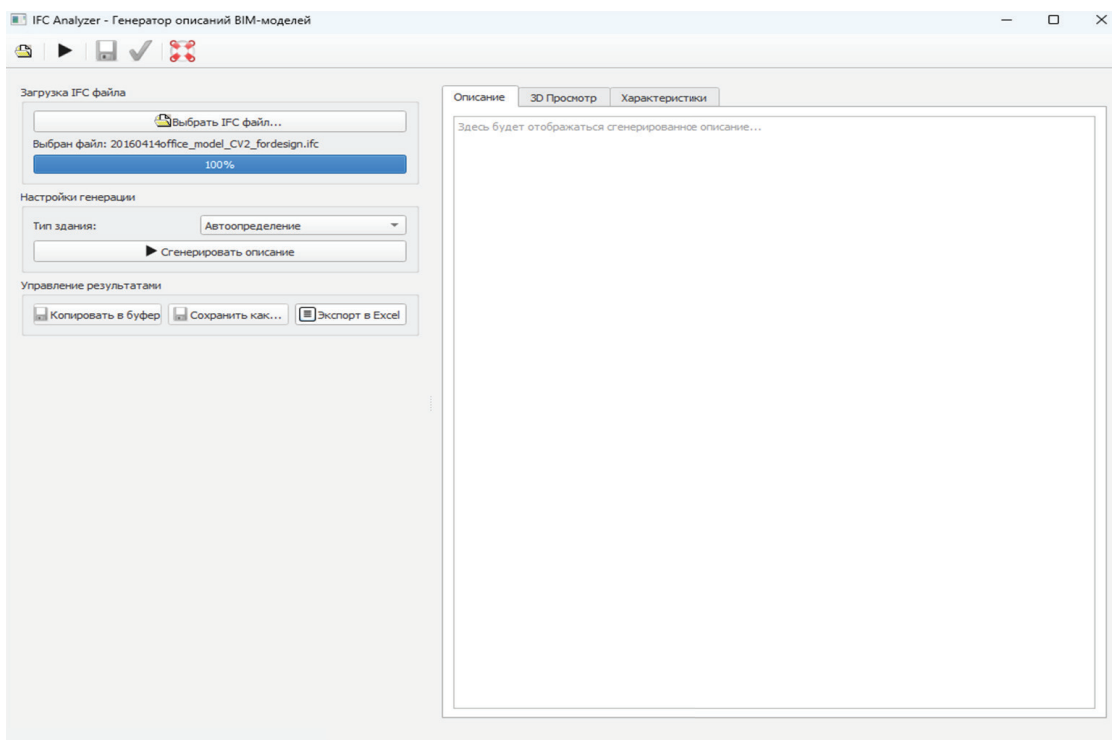


Fig. 2. Graphical user interface of the programme

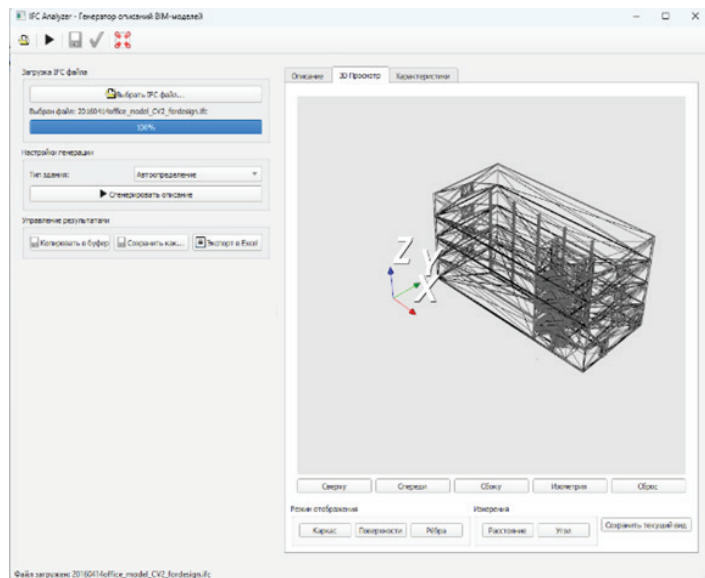


Fig. 3. Three-dimensional visualisation module

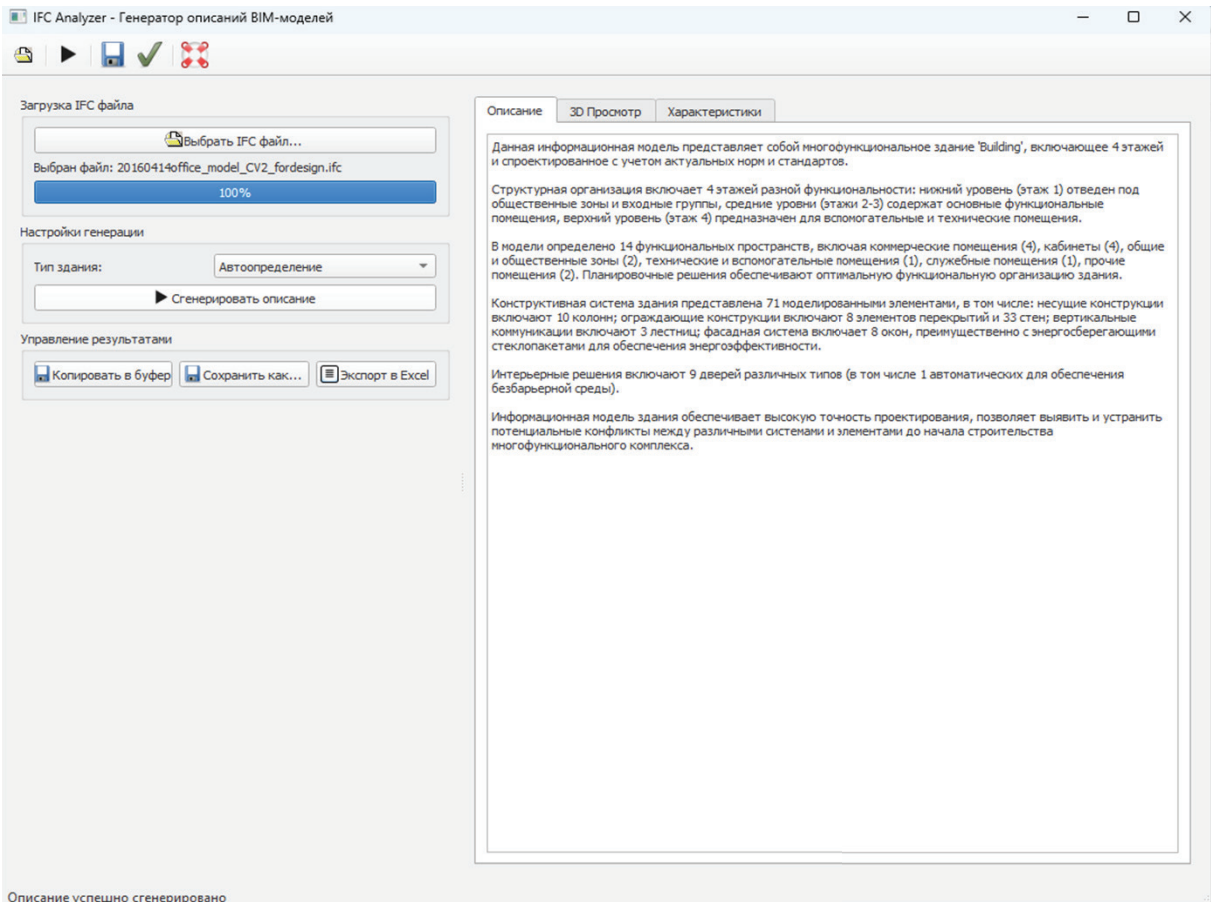


Fig. 4. Description of the IFC model

- 7–8 points — good quality, suitable for most design tasks;
- 5–6 points — average quality, requires refinement;
- 3–4 points — low quality, significant gaps;
- 1–2 points — very low quality, not recommended for use.

This approach allows not only to give a quantitative assessment of the model, but also to classify it by quality level for subsequent use in automated reconstruction systems [12].

In addition, the methodology is integrated with data export to Excel, where reports are generated by

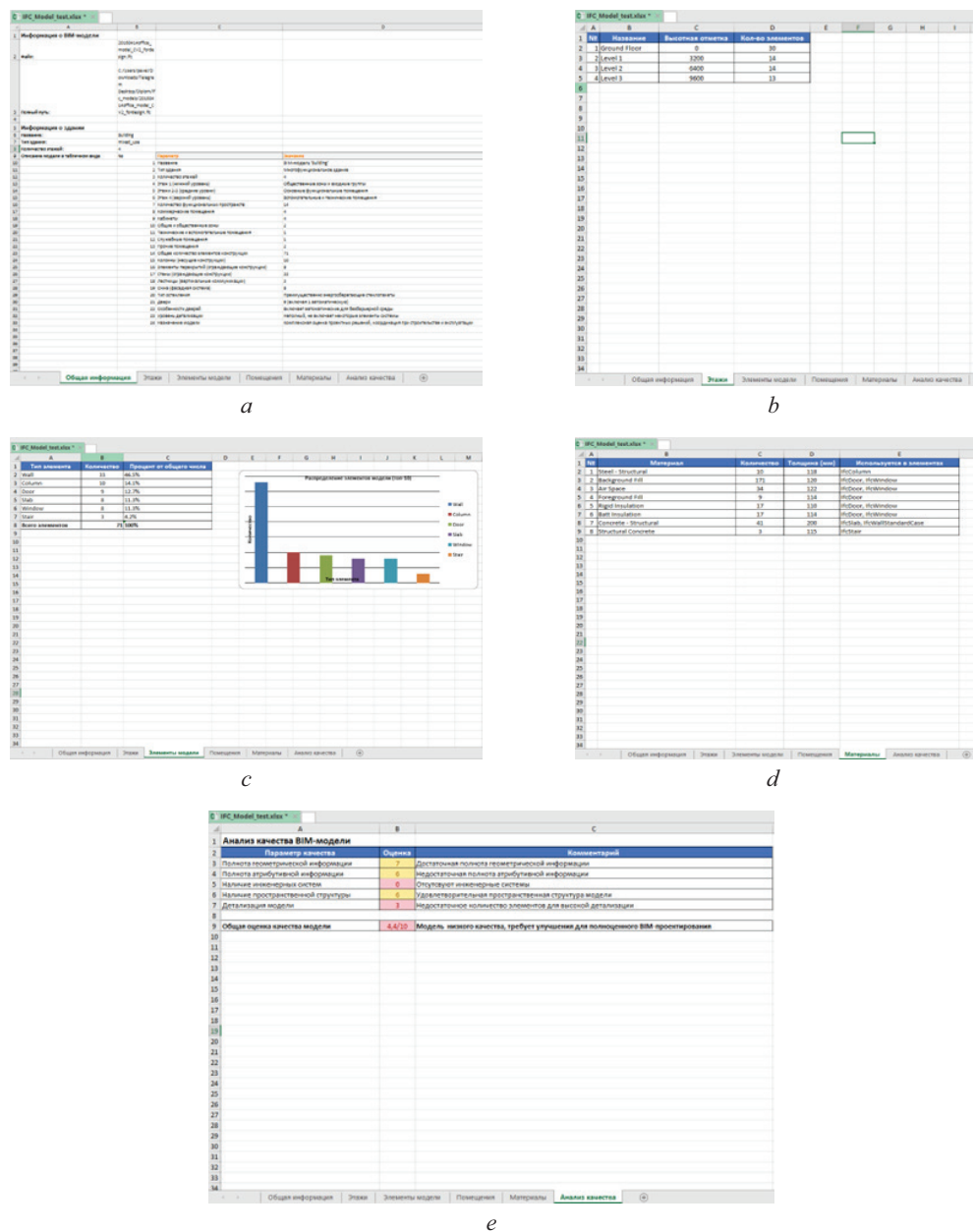


Fig. 5. Visualization of data exported from the model: *a* — general information; *b* — floors; *c* — model elements; *d* — materials; *e* — quality analysis

floor, element, room, and material. Key indicators are automatically highlighted in the tables and element distribution diagrams are constructed.

The assessment results can be used to automatically generate project documentation, including work schedules, resource statements, and technological maps [13].

Thus, the classification of BIM models combines quantitative metrics, expert rules, and data visualization, providing a comprehensive approach to determining the quality and suitability of models for design and reconstruction. The methodology developed in this work is universal and can be applied in automated systems for supporting design decisions in construction.

CONCLUSION AND DISCUSSION

This paper presents the concept and detailed description of an automated system that generates parts of the RP using AI methods [14]. The system under development extracts information from the BIM model, which has already been implemented by the authors and demonstrated in an example within the developed application. In the future, based on the proposed concept, the automated system will generate an optimal reconstruction plan, including a sequence of dismantling, preparatory and construction activities, assess possible risks, and automatically generate design specifications, including technological maps, work schedules and resource calculations.

The application of AI methods and accumulated data on previously completed projects will allow proven solutions to be used for new facilities, reducing the number of errors and speeding up the development of the reconstruction project. A comprehensive approach that combines analysis of the relationships

between building elements, forecasting the optimal order of work, and generating the necessary documents will create a flexible system capable of not only automating routine processes, but also increasing the efficiency of the entire reconstruction process as a whole [15].

REFERENCES

1. Petrov K., Shvets Y., Kornilov B., Shelkopyasov A. The use of BIM-technologies in the design and reconstruction of buildings and structures. *Engineering journal of Don*. 2018; 4(51):173. EDN SWKDZX. (rus.).
2. Korol E.A., Drepalov I.F. Reconstruction of buildings using BIM technologies. *System Technologies*. 2021; 4(41):47-51. DOI: 10.55287/22275398_2021_4_47. EDN CSOOOU. (rus.).
3. Mishchenko A. Using neural network technology in construction activities. *Vestnik of Polotsk State University. Part D. Economic and legal sciences*. 2024; 2(67):21-25. DOI: 10.52928/2070-1632-2024-67-2-21-25. EDN ZLJQOY. (rus.).
4. Selyutina L.G. Modern information technologies from the position of operation of the object of capital construction: from information model to FM. Research result. *Business and Service Technologies*. 2018; 4(1):15-23. DOI: 10.18413/2408-9346-2018-4-1-15-23. EDN LZGFTN. (rus.).
5. Khapin A.V., Makhiyev B.E., Udarceva A.N. Using the BIM model of an industrial building in the reconstruction. *BIM modeling in construction and architecture tasks: materials of the VI International Scientific and practical conference*. 2023; 13-19. DOI: 10.23968/BIMAC.2023.002. EDN MLESNU. (rus.).
6. Rahovetskij G.A., Korkishko A.N. The information model of the project - as the basis of value engineering at all stages of a project arrangement, in the example of the company "Gazprom Neft". *Engineering journal of Don*. 2017; 1(44):56. EDN ZBBNGN. (rus.).
7. Pan Y., Zhang L. Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: a critical review and future trends. *Automation in Construction*. 2021; 122:103517. DOI: 10.1016/j.autcon.2020.103517. EDN TXFZKN
8. Tang P., Akinci B., Huber D. Efficient and Effective Quality Assessment of As-Is Building Information Models and 3D Laser-Scanned Data. *Computing in Civil Engineering (2011)*. 2011; 486-493. DOI: 10.1061/41182(416)60
9. Hidayat A.R.T., Prasetya Y.E., Dinanti D. Village Development Index and ICT Infrastructure in Tourism Region. *Journal of Indonesian Tourism and Development Studies*. 2019; 7(3):166-174. DOI: 10.21776/ub.jitode.2019.007.03.05
10. Zhou Y., She J., Huang Y., Li L., Zhang L., Zhang J. A Design for Safety (DFS) Semantic Framework Development Based on Natural Language Processing (NLP) for Automated Compliance Checking Using BIM: The Case of China. *Buildings*. 2022; 12(6):780. DOI: 10.3390/buildings12060780
11. Ding Z., Liu S., Liao L., Zhang L. A digital construction framework integrating building information modeling and reverse engineering technologies for renovation projects. *Automation in Construction*. 2019; 102:45-58. DOI: 10.1016/j.autcon.2019.02.012
12. Martinez J.G., Albeaino G., Gheisari M., Volkman W., Alarcón L.F. UAS Point Cloud Accuracy Assessment Using Structure from Motion-Based Photogrammetry and PPK Georeferencing Technique for Building Surveying Applications. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 2016; 35(1). DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000936
13. Oliveira B.A.S., Neto A.P.D.F., Fernandino R.M.A., Carvalho R.F., Fernandes A.L., Guimaraes F.G. Automated Monitoring of Construction Sites of Electric Power Substations Using Deep Learning. *IEEE Access*. 2021; 9:19195-19207. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3054468
14. Skrzypczak I., Oleniack G., Leśniak A., Zima K., Mrówczyńska M., Kazak J.K. Scan-to-BIM Method in Construction: Assessment of the 3D Buildings Model Accuracy in Terms Inventory Measurements. *Building Research & Information*. 2022; 50(8):859-880. DOI: 10.1080/09613218.2021.2011703
15. Boje C., Guerriero A., Kubicki S., Rezgui Y. Towards a semantic Construction Digital Twin: Directions for future research. *Automation in Construction*. 2020; 114:103179. DOI: 10.1016/j.autcon.2020.103-179

Received August 27, 2025.

Adopted in revised form on September 15, 2025.

Approved for publication on September 24, 2025.

BIONOTES: Pavel A. Kravchenko — master's degree; Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) (MGSU); 26 Yaroslavskoe shosse, Moscow, 129337, Russian Federation; pavelakrav@gmail.com;

Yulia G. Zheglova — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Systems, Technologies and Automation in Construction; **Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) (MGSU)**; 26 Yaroslavskoe shosse, Moscow, 129337, Russian Federation; ID RSCI: 940377, Scopus: 57202228987, ResearcherID: AAC-8875-2022, ORCID: 0000-0001-8121-8535; JeglovaYUG@mgsu.ru.

Contribution of the authors:

Pavel A. Kravchenko — concept development, methodology development, calculations, visualization, preparing and editing the text, approving the final version.

Yulia G. Zheglova — concept development, methodology development, preparing and editing the text, approving the final version.

The authors declare no conflict of interest.