

**МАТЕРІАЛИ НАУКОВО-ПРАКТИЧНИХ
КОНФЕРЕНЦІЙ ЧОРНОМОРСЬКОГО
НАЦІОНАЛЬНОГО УНІВЕРСИТЕТУ
ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ**

№ 1(1), 2025

**Матеріали XXII Міжнародної наукової конференції
«ОЛЬВІЙСЬКИЙ ФОРУМ – 2025: стратегії країн
Причорноморського регіону в геополітичному просторі»**

16-22 червня 2025 р., м. Миколаїв, Україна

СЕРІЇ: ДИЗАЙН, КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ

НАУКОВИЙ ЗБІРНИК

Заснований у 2025 році

Виходить 2 рази на рік



Миколаїв-2025

DOI 10.34132/mspc2025.01.06.31

*Роберт Тоотс,
Олена Шаповалова,
Тетяна Наливайко*

ПОБУДОВА КРЕСЛЕНЬ ДЛЯ ДЕФОРМОВАНИХ АРХІТЕКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ХМАРАМИ ТОЧОК

Тези представляють аналіз сучасного стану наукових досліджень та літератури щодо автоматизації процесів створення креслень архітектурних об'єктів із застосуванням хмар точок, особливо з урахуванням деформацій конструкцій. Акцент зроблено на необхідності розробки точних та ефективних методів автоматичного створення креслень із реальних сканованих даних, які відображають складну геометрію об'єктів та їхні деформації.

Ключові слова: хмара точок, архітектурні об'єкти, деформації, креслення, автоматизація проектування, 3D-сканування.

Сучасні дослідження показують, що технологія 3D-сканування дозволяє отримати високоточні цифрові моделі існуючих архітектурних об'єктів. Водночас автоматичне створення архітектурних креслень, особливо для споруд, які зазнали деформацій, залишається складною і актуальною задачею. Це пов'язано з необхідністю врахування геометричних змін, що виникають у процесі експлуатації споруд під впливом різних факторів: навантаження, температурних змін, впливу навколишнього середовища та часу.

Аналіз літератури свідчить, що ефективними для обробки великих масивів тривимірних даних є алгоритми машинного навчання, такі як PCA (Principal Component Analysis) та LSM (Least Squares Method). PCA дозволяє визначати головні компоненти, які характеризують форму та орієнтацію конструктивних елементів (наприклад, стін, колон і балок), що докладно описано в роботі Kim et al. (2021) [1]. Метод PCA дозволяє ефективно виявляти основні геометричні характеристики споруд та стійкий до шуму в даних, проте його використання переважно обмежене чітко вираженими лінійними формами елементів.

Метод LSM, в свою чергу, дозволяє знаходити оптимальні апроксимаційні рішення для площин або інших геометричних форм шляхом мінімізації суми квадратів відхилень точок від апроксимуючої поверхні, що детально описується у роботі Xu та Stilla (2021) [2]. Цей метод забезпечує високу точність апроксимації, але є чутливим до великих локальних деформацій поверхонь.

Відомими прикладами застосування зазначених методів є реконструкція історичних споруд, таких як готичні собори (наприклад, Нотр-Дам де Парі після пожежі), античні театри (Епідавр у Греції), фортифікаційні споруди доби Ренесансу та середньовічні мости, які зазнали деформацій внаслідок вікових навантажень, воєнних дій або землетрусів [3], а також моніторинг сучасних будівельних об'єктів, які потребують регулярної оцінки структурної цілісності з використанням автоматизованих систем.

Основним викликом при реконструкції архітектурних об'єктів із хмар точок є точна інтерпретація поверхонь, що зазнали суттєвих деформацій. Ця задача ускладнюється кількома факторами:

1. Нерівномірність щільності хмари точок. У випадку сканування об'єктів великої висоти або складної геометрії (наприклад, склепінь чи фасадів соборів), сканер може не покрити окремі ділянки належною кількістю точок, що призводить до появи "пробілів" або недостатньої деталізації. Це ускладнює побудову безперервних поверхонь і підвищує похибку при апроксимації.

2. Наявність локальних деформацій. У випадку об'єктів, що зазнали руйнувань (наприклад, унаслідок пожежі, землетрусу, просідання ґрунту), поверхні можуть містити викривлення, тріщини, зсуви або втрати матеріалу. Традиційні методи, такі як площинна апроксимація LSM, прагнуть "згладити" такі деформації, втрачаючи важливу інформацію про стан конструкції.

3. Відсутність симетрії та регулярності. Багато історичних споруд, зокрема пам'ятки дерев'яної архітектури або старовинні мости, не мають геометричної регулярності або збудовані вручну. У таких випадках стандартні

геометричні припущення (прямі стіни, ортогональні кути) не працюють, і алгоритми потребують адаптивної поведінки.

4. Артефакти сканування та зашумленість. Хмари точок можуть містити сторонні об'єкти (рослинність, людей, транспорт), що заважають точному виділенню геометрії будівельних елементів. Фільтрація таких об'єктів вимагає складної семантичної обробки.

5. Проблеми ідентифікації елементів. Наприклад, важко автоматично відокремити пошкоджену колону від сусіднього фрагмента стіни, якщо між ними немає чіткого геометричного переходу. Це особливо важливо при створенні креслень, які мають містити точні контури кожного елемента.

У зв'язку з цим традиційні алгоритми геометричної апроксимації, як-от метод найменших квадратів, часто недостатньо ефективні при роботі з об'єктами, що не відповідають ідеалізованим моделям. Вони або ігнорують локальні особливості, або не здатні стабільно працювати в умовах шуму й неповноти даних.

Сучасні підходи пропонують залучення методів штучного інтелекту, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN) і трансформерів, які дозволяють:

- семантично класифікувати точки (стіна, арка, тріщина, отвір);
- виділяти деформовані ділянки;
- будувати гнучкі адаптивні моделі, що здатні враховувати нерегулярність та локальні особливості форми [4].

Завдяки цьому може зрости точність побудови креслень, а також забезпечити збереження важливих особливостей історичних і сучасних об'єктів, необхідних для реставрації, аналізу стану чи цифрового архівування.

Важливим напрямком сучасних досліджень є інтеграція результатів автоматичної обробки хмар точок у системи автоматизованого проектування (CAD/BIM-системи). Така інтеграція відкриває нові можливості для створення архітектурної документації, дозволяє суттєво скоротити час на обробку даних, зменшити ризик людських помилок та підвищити загальну точність проєктів реконструкції й реставрації.

Процес інтеграції зазвичай включає кілька ключових етапів:

1. Семантична сегментація хмари точок. За допомогою алгоритмів машинного навчання або класифікаторів об'єкти в хмарі поділяються на категорії: стіни, вікна, двері, перекриття тощо. Це створює передумови для подальшого експорту об'єктів у CAD/BIM-моделі як розпізнаних елементів.

2. Геометрична апроксимація та спрощення. Для інтеграції у CAD-середовище необхідно перетворити "розріджену" хмару точок у компактні геометричні представлення — площини, об'єми, контури. Зазвичай це реалізується шляхом побудови сіткових моделей (mesh), NURBS-поверхонь або векторних примітивів (ліній, дуг, кіл).

3. Формування параметричних об'єктів. На основі розпізнаної геометрії та семантики формуються об'єкти BIM/CAD, які мають не лише форму, а й властивості (матеріал, товщина, несуча здатність тощо). Це дозволяє здійснювати повноцінне планування та технічний аналіз об'єкта.

4. Інтерактивне редагування та узгодження. Інженер або архітектор має можливість вручну уточнити окремі об'єкти в інтерактивному середовищі CAD, після чого модель може бути використана для генерації креслень, кошторисної документації або подальших інженерних розрахунків.

Практичне значення такої інтеграції особливо проявляється:

- у реконструкції аварійних об'єктів, де потрібне швидке створення креслень поточного стану;
- у реставрації пам'яток архітектури, де важливо зберегти всі деталі форми;
- у будівельному аудиті та технічному обстеженні перед введенням в експлуатацію;
- у формуванні цифрових двійників будівель для систем керування життєвим циклом об'єкта [5].

Висновки:

1. Аналіз літератури засвідчує високу актуальність та необхідність подальшого розвитку автоматизованих методів побудови креслень на основі хмар точок, особливо з урахуванням деформацій архітектурних споруд.

2. Застосування алгоритмів PCA та LSM, доповнених технологіями штучного інтелекту, суттєво підвищує точність та ефективність процесу автоматизованої реконструкції.

3. Інтеграція описаних технологій у сучасні CAD-системи дозволяє оптимізувати проєктування, реконструкцію та моніторинг архітектурних об'єктів.

Доцільність наукової роботи полягає у подальшому вдосконаленні та інтеграції описаних методів і алгоритмів, що сприятиме суттєвому підвищенню ефективності автоматизованого створення креслень, особливо при роботі з деформованими архітектурними об'єктами.

References

1. Kim, H., Son, H., & Kim, C. (2021). Automated extraction of building elements from 3D point cloud data. *Automation in Construction*, 124, 103573.
2. Xu, Y., & Stilla, U. (2021). Least squares fitting techniques for point cloud-based building modeling. *Remote Sensing*, 13(9), 1789.
3. Yadav, M., & Singh, A. (2022). Machine learning approaches for accurate modeling of point cloud data. *Journal of Engineering, Design and Technology*, 20(2), 544-560.
5. Zhu, J., Huang, J., & Feng, H. (2023). Deep learning for structural deformation recognition in point clouds. *Engineering Structures*, 281, 115804.
6. Tang, P., Huber, D., & Akinci, B. (2022). Integration of laser scanning and building information modeling (BIM) in construction engineering. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 36(1), 04021056.

DOI 10.34132/mspc2025.01.06.31

Robert Toots, Olena Shapovalova, Tetiana Nalivayko

DRAWING GENERATION FOR DEFORMED ARCHITECTURAL OBJECTS BASED ON POINT CLOUDS

The thesis presents an analysis of the current state of scientific research and literature on the automation of drawing generation for architectural objects using point clouds, with particular attention to deformed structures. Emphasis is placed on the need to develop accurate and efficient methods for the automatic creation of technical drawings from real scanned data that capture the complex geometry of architectural elements and their deformations.

Key words: point cloud, architectural objects, deformations, technical drawings, design automation, 3D scanning.

Відомості про авторів / Information about authors

Роберт Тоотс, аспірант спеціальності "Комп'ютерні науки" Харківського національного економічного університету, ім. Семена Кузнеця, м. Харків, Україна. E-mail: toots.robert@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-2775-1911>

Robert Toots, PhD student in Computer Science, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine. E-mail: toots.robert@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-2775-1911>

Олена Шаповалова, кандидат технічних наук, доцент кафедри кібербезпеки та інформаційних технологій Навчально-наукового інституту інформаційних технологій Харківського національного економічного університету, ім. Семена Кузнеця, м. Харків, Україна. E-mail: olena.shapovalova@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

Olena Shapovalova, Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor at the Department of Cybersecurity and Information Technologies, Educational and Scientific Institute of Information Technologies, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine. E-mail: olena.shapovalova@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

Тетяна Наливайко, кандидат технічних наук, доцент кафедри кібербезпеки та інформаційних технологій Навчально-наукового інституту інформаційних технологій Харківського національного економічного університету, ім. Семена Кузнеця, м. Харків, Україна. E-mail: tetyana.nalivayko@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5069-486X>

Tetyana Nalivayko, Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor at the Department of Cybersecurity and Information Technologies, Educational and Scientific Institute of Information Technologies, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine. E-mail: tetyana.nalivayko@hneu.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5069-486X>