

Микита Андрійович Коваленко¹, Марія Михайлівна Войцеховська²

¹аспірант, здобувач наукового ступеня доктор філософії за спеціальністю 122

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)

E-mail: kovalenkomyk6@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1223-9638>

²доктор філософії, доцент кафедри інформаційних технологій і програмної інженерії

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)

E-mail: m.voitsekhovska@stu.cn.ua. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1711-101X>

АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРЕ-БУДІВНИЦТВА: ОГЛЯД ІНСТРУМЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ПРАКТИЧНИХ ЗАСТОСУНКІВ У ГАЛУЗІ

У статті розглянуто потенціал застосування штучного інтелекту (ШІ) та комп'ютерного зору на етапі підготовки до будівництва, зокрема в процесах автоматизованого підрахунку матеріалів (Quantity Takeoff) та аналізу креслень. Проведено огляд сучасних інструментів (Togal, BlueBeam, PlanSwift тощо) та їхніх функціональних можливостей. Запропоновано архітектуру системи для автоматизованої обробки креслень із використанням моделей сегментації та розпізнавання об'єктів. Окреслено переваги, обмеження та шляхи подальшої інтеграції ШІ в цифрове будівництво.

Ключові слова: будівництво; автоматизація; комп'ютерний зір; передбудівельний етап; Takeoff; пошук інформації.

Рис.: 3. Бібл.: 10. Табл.: 2.

Актуальність теми дослідження. Будівельна галузь є однією з найповільніших у впровадженні цифрових інновацій, що гальмує її ефективність на ключовому етапі — підготовці до будівництва. Саме в цей період відбувається аналіз креслень, розрахунок матеріалів та формування кошторису, що напряму впливає на вартість і тривалість реалізації проєкту. Станом на 2025 рік значна частина цих процесів усе ще виконується вручну або напівавтоматизовано, що призводить до втрати точності, часу та ресурсів. Зростаючий обсяг технічної документації вимагає нових підходів, які здатні забезпечити швидкий та надійний аналіз креслень. У зв'язку з цим інтеграція штучного інтелекту (ШІ) та комп'ютерного зору (CV) стає критично важливою для оптимізації процесів кількісного розрахунку (QTO), що є основою для прийняття управлінських і фінансових рішень у будівництві.

Постановка проблеми. Будівельна галузь традиційно залежить від ручних процесів і фрагментованих комунікацій, що значно ускладнює забезпечення ефективності, контролю витрат та точності на етапі підготовки до будівництва. Такі завдання, як підрахунок кількості матеріалів, аналіз креслень та перевірка дизайну, залишаються трудомісткими та схильними до помилок, адже вимагають значної участі людини. Це призводить до ризиків затримок, підвищення витрат та необхідності переробок [1]. Попри впровадження цифрових інструментів, таких як інформаційне моделювання будівель (BIM) та платформи управління проєктами, суттєвою проблемою залишається недостатня автоматизація ключових процесів, зокрема використання технологій штучного інтелекту (ШІ) та комп'ютерного зору [2]. Сучасний розвиток ШІ та комп'ютерний зір має потенціал трансформувати етап підготовки до будівництва, автоматизуючи завдання, які раніше виконувалися вручну. Наприклад, інструменти на основі ШІ, такі як Togal.AI, Bluebeam, On-Screen Takeoff та PlanSwift, використовують алгоритми машинного навчання для вилучення та інтерпретації інформації з PDF-документів будівельних креслень, що дозволяє швидко і точно виконувати розрахунок матеріалів [1; 3]. Ці рішення значно скорочують час і зусилля, необхідні для виконання таких завдань, забезпечуючи точність, яка сягає понад 98 % [4]. Однак автоматизація не обмежується лише обробкою геометричних даних. Значні досягнення спостерігаються в розпізнаванні тексту, символів та патернів на кресленнях і в документації. Інструменти, такі як Togal.AI, здатні автоматично розпізнавати символи на кресленнях, класифікувати їх та інтегрувати

отриману інформацію у процес кількісних розрахунків [5]. Розпізнавання тексту та патернів має важливе значення для підвищення точності підрахунку обсягу матеріалів. Інструменти розпізнавання тексту дозволяють ідентифікувати ключові елементи креслень, наприклад двері, вікна або стіни, та інтегрувати ці дані для створення точних кошторисів [6]. Використання таких технологій мінімізує ризики людських помилок, які часто виникають при ручному аналізі. Quantity Takeoff, або QTO, — це процес визначення кількості матеріалів або обсягів робіт, необхідних для реалізації будівельного проєкту. Цей процес є ключовим етапом у складанні кошторису, оскільки він забезпечує базу для розрахунку витрат на матеріали, робочу силу, обладнання та інші ресурси, необхідні для завершення проєкту [1]. Традиційно QTO виконувався вручну на основі двовимірних креслень, таких як плани поверхів, розрізи та фасади. Це вимагало значних зусиль, а якість результатів критично залежна від людських помилок, через що точність та ефективність процесу значно знижувались [2]. Інноваційні рішення, що використовують ШІ і комп'ютерний зір, забезпечують більш високий рівень точності в підрахунку кількості матеріалів, скорочують час виконання робіт та мінімізують ризики помилок. Ці технології здатні виконувати аналіз креслень, розпізнавати елементи будівлі та їх характеристики, а також автоматично генерувати звіти про кількість матеріалів [4]. Таким чином, Quantity Takeoff є важливим компонентом передбудівельного етапу, що сприяє ефективному плануванню та виконанню проєктів. Завдяки сучасним технологіям, таким як ШІ, автоматизація розпізнавання тексту та символів, цей процес стає більш ефективним, точним і менш трудомістким, що відкриває нові можливості для оптимізації будівельних робіт. Попри велику кількість програмних рішень, питання точності залишаються відкритими. Значна частина сучасних інструментів працює зі спрощеними наборами символів або потребує попереднього налаштування під конкретні креслення. Водночас новітні дослідження демонструють ефективність використання глибоких згорткових мереж, таких як YOLOv7 та Faster R-CNN, для аналізу PDF-креслень з великою кількістю об'єктів. У роботі [7] представлено архітектуру системи, що дозволяє виявляти символи, включаючи двері, сантехніку та паркувальні місця, з точністю понад 95 % на кресленнях, наданих промисловими партнерами. Це підтверджує доцільність подальшого розвитку напрямів обробки реальних креслень із високою щільністю графічної інформації.

Сучасний стан проблеми. Національна академія будівництва [1] (2024) висвітлює трансформаційний потенціал штучного інтелекту для проведення QTO. Д. Вайтман та Р. Реймонд підкреслюють, що ШІ здатний автоматизувати традиційно ручні та схильні до помилок процеси. Інструменти, такі як TotalAI, використовують алгоритми машинного навчання для аналізу будівельних креслень і вилучення відповідних обсягів ресурсів, що підвищує точність і ефективність роботи. Дослідження також відзначає, що впровадження ШІ сприяє покращенню співпраці між учасниками проєкту завдяки прозорості даних та мінімізації ризиків допущення помилок [1]. Xichen Chen та ін. (2021) [2] провели систематичний огляд інновацій у будівництві, класифікуючи їх за впливом на ефективність проєктів, управління витратами та стійкість. Автори відзначають значний потенціал ШІ та машинного навчання для оптимізації процесів QTO. Зокрема, ці технології дозволяють автоматизувати повторювані завдання, мінімізувати помилки та забезпечити прогнозування аналітики для кращого розподілу ресурсів. Водночас дослідження вказує на бар'єри, такі як високі витрати на впровадження, недостатня кількість кваліфікованих фахівців та опір інноваціям у галузі [2]. Окрім вищезгаданих викликів, дослідження Karan et al. (2021) також акцентує на проблемі браку структурованої вихідної інформації на ранніх етапах оцінки вартості. Це ускладнює процес кількісного розрахунку (QTO) і підвищує невизначеність. Автори пропонують моделювання знань експертів за допомогою правил типу IF–THEN для автоматизації ухвалення рішень щодо вибору методів

будівництва, одиниць виміру та визначення вартості [4]. Зокрема, TogaI.AI може виконувати розпізнавання патернів та об'єктів у кресленнях у форматі PDF, значно скорочуючи терміни виконання завдань. Однак автори зазначають, що інтеграція цих інструментів з існуючими системами управління проєктами все ще залишається викликом [5]. Shengxian Tang, Heliu Liu, Manea Almatred та ін. (2022) [3] запропонували підхід, який поєднує алгоритми обробки природної мови (NLP) та методи на основі правил для автоматизації вишукування інформації з текстових описів робіт. Наведений підхід дозволяє скоротити трудовитрати та підвищити точність обчислень. Автори також обговорюють потенціал ІІІ для підвищення сумісності між BIM-інструментами та програмами для QTO, вирішуючи проблеми обміну даними та забезпечення їхньої узгодженості [8]. Karan та ін. (2021) [4] досліджують застосування ІІІ для автоматизації QTO, зосереджуючись на випадках використання, які демонструють покращення швидкості та точності процесів. У дослідженні відзначено ключову роль згорткових нейронних мереж (CNN) і трансформерів у розпізнаванні будівельних елементів на кресленнях. Автори також підкреслюють важливість якісних навчальних наборів даних для покращення роботи моделей. Водночас вони наголошують, що виклики, пов'язані з неоднозначністю даних і масштабованістю моделей, залишаються актуальними [5]. Розглянуті дослідження ілюструють вирішальну роль ІІІ та автоматизації у трансформації процесів QTO у будівельній галузі. Традиційні методи, що характеризуються низькою ефективністю та схильністю до помилок, замінюються інноваційними підходами, які забезпечують точність, ефективність і покращують співпрацю між учасниками проєктів. Однак для повного розкриття потенціалу цих технологій необхідно вирішити проблеми інтеграції, підвищити рівень навичок фахівців і стимулювати впровадження новітніх інструментів.

Мета статті. Метою статті є систематизація знань про існуючі інструменти автоматизації на етапі підготовки до будівництва, зокрема процесів Quantity Takeoff, та окреслення технічних і методологічних проблем, пов'язаних із впровадженням штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Крім того, автори ставлять за мету представити власний підхід до автоматизованого аналізу креслень, базуючись на модульній архітектурі сегментації, класифікації та інтеграції з хмарними середовищами. Це дозволить покращити точність обробки креслень і запропонувати реалістичний варіант вирішення ключових обмежень у сфері цифрової трансформації будівництва.

Виклад основного матеріалу.

Огляд рішень. Ручне виконання кількісного розрахунку є тривалим, виснажливим та повторюваним процесом, який також схильний до численних помилок. Для підвищення точності та ефективності цього завдання за останні роки було створено низку програмних рішень, які частково автоматизують процес. Ці інструменти не лише скорочують час на виконання розрахунків, але й поступово вдосконалюються, інтегруючи інноваційні функції, що відповідають сучасним потребам. Основні можливості поширених рішень (TogaI, BlueBeam, OnScreen та PlanSwift), їх переваги та обмеження, які заважають досягненню повної автоматизації, докладно розглянуто в цьому розділі. Функціональні особливості вищезгаданих інструментів представлені детально у звіті Національної Академії Будівництва [1]. Аналіз наведених даних показує, що рішення TogaI має найбільш широкий набір можливостей серед представлених інструментів. TogaI підтримує передові функції, такі як пошук зображень за допомогою штучного інтелекту (AI Image Search), генерацію тексту за допомогою TogaI CHAT, автоматичне розпізнавання назв креслень, внутрішню та зовнішню співпрацю в реальному часі, а також управління дозволами користувачів. Рішення BlueBeam також включає низку важливих функцій, таких як текстовий та графічний пошук, можливість роботи з криволінійними об'єктами, експорт із фільтрацією, накладання креслень і підтримку різних одиниць вимірювання. Однак воно

не підтримує хмарні технології та не має функцій для повноцінної внутрішньої та зовнішньої співпраці в реальному часі. Інструменти OnScreen та PlanSwift мають більш обмежений функціонал порівняно з Togonal та BlueBeam. Зокрема, OnScreen не підтримує більшості сучасних функцій, крім базових, таких як вирізання областей, заливання та експорт результатів. PlanSwift має ширший функціонал порівняно з OnScreen, зокрема підтримує інструменти розбиття, об'єднання, автонайменування креслень, персональну бібліотеку та управління ревізіями креслень. Водночас обидва рішення значно поступаються Togonal за ступенем автоматизації. Таким чином, аналізована таблиця підтверджує, що, незважаючи на значні досягнення в автоматизації процесів кількісного розрахунку, наявні інструменти досі мають обмеження, які заважають досягти повної автоматизації, що демонструється різницею у функціональних можливостях між представленими рішеннями [1; 5; 6; 9]. Додатково, Karan et al. [4] запропонували порівняльний аналіз дев'яти поширених програм для QTO, серед яких — STACK, PlanSwift, Bluebeam, Countfire та інші. Вони узагальнили ключові функції, як-от автоматичне виявлення об'єктів, 1D/2D/3D-вимірювання, підтримка багат шарових креслень і експорт у форматах, сумісних із Excel. Водночас навіть такі інструменти не позбавляють потреби у знаннях користувача щодо умовних позначень і термінології креслень, що обмежує рівень автоматизації.

Упродовж останніх років розроблено велику кількість програмних засобів для автоматизації QTO. Крім вже згаданих інструментів, ефективно використовуються STACK, Countfire, PrebuiltML, On Center, Square, eTakeoff Dimension та Buildee. Ці рішення мають функції виявлення об'єктів, підрахунку вбудованих елементів, багатовимірного вимірювання (1D/2D/3D), підтримки багат шарових креслень і спільної роботи в хмарному середовищі. Проте, жоден з них не забезпечує повну автоматизацію, адже процес усе ще потребує експертного втручання для інтерпретації креслень і встановлення відповідностей між знайденими об'єктами та кошторисними позиціями [5; 9]. Автоматизація кількісного розрахунку ґрунтується на застосуванні алгоритмів ШІ, які виконують завдання сегментації зображень, розпізнавання об'єктів та їх класифікації. Моделі ШІ створюються на основі спеціалізованих анотованих наборів даних, що дозволяють ідентифікувати ключові елементи, такі як стіни, їх типи, кімнати та об'єкти на кресленнях. Після навчання ці моделі розгортаються у хмарних середовищах, що забезпечує масштабовану та ефективну обробку креслень. Крім того, текстова інформація, отримана з креслень, аналізується за допомогою мовних моделей, які дозволяють витягувати й структурувати важливі дані для подальшого використання. Програмне забезпечення, яке використовує ШІ, не лише автоматизує процес, але й значно оптимізує робочий процес у цілому. Завдяки хмарній архітектурі такі рішення не потребують встановлення на локальні пристрої, що зменшує технічні витрати та спрощує доступ до системи. Крім цього, автоматизація таких завдань, як сортування та маркування проектної документації, дозволяє значно скоротити час і ресурси, які раніше витрачалися на ручну працю. Кінцеві результати представлені у вигляді інтерактивних таблиць, які легко експортувати або інтегрувати у шаблони клієнтів. Додатково реалізовано функції для спільної роботи, що усуває необхідність пересилання великих файлів електронною поштою, дозволяючи використовувати безпечні посилання для доступу. Система також надає адміністраторам можливість управляти правами доступу, забезпечуючи високий рівень гнучкості, безпеки та контролю. У результаті такі інструменти суттєво підвищують продуктивність кошторесу, водночас зменшуючи кількість помилок і навантаження на виконавців [1].

Таблиця 1 – Порівняння можливостей основних застосунків

Критерій	Togal.AI	Bluebeam	PlanSwift	OnScreen
Підтримка AI-розпізнавання	так	ні	ні	ні
Робота з PDF-кресленнями	так	так	так	так
Хмарна архітектура	так	ні	так	ні
Спільна робота	так	ні	так	ні
Автоматичне виявлення символів	так	Обмежено	ні	ні
Підтримка масштабування	так	так	так	ні

Для систематизації знань і порівняння функціональних можливостей інструментів було визначено низку ключових критеріїв, серед яких — підтримка алгоритмів ШІ, можливість роботи з PDF-документацією, наявність хмарної архітектури, функціонал спільної роботи, автоматичне виявлення символів і масштабованість. За результатами аналізу найбільш повноцінне рішення – Togal.AI, тоді як інші продукти демонструють обмежену або часткову автоматизацію ключових процесів.

TakeOff. Основний функціонал застосунків використовує моделі сегментації для виділення стін, дверей, застосовується для розрахунку чистої площі й загальної площі. Знаходження об'єктів, таких як раковини, туалети, одинарні поворотні двері, подвійні поворотні двері, місця для паркування тощо, є важливою складовою процесу автоматизованого аналізу планів. Виявлення сходів є окремим завданням, яке також виконується системами штучного інтелекту під час аналізу креслень або зображень будівель. Класифікація знайдених об'єктів за областями або їх розподіл по стінах допомагає створити детальну карту приміщення для подальшого використання в проєктуванні або оцінці будівельних робіт. Аналогічно, у дослідженні [5] для оцінки площ стін використовувалася комбінація NLP та алгоритмів машинного навчання. Модель виділяла в кресленнях ключові слова (наприклад, «стіна»), а потім здійснювала вимірювання довжин і площ за допомогою image processing. Визначення масштабу креслення забезпечувало перехід від піксельних величин до метричних одиниць, що підвищувало точність автоматизованих розрахунків.

Важливим етапом підготовки даних для моделей є розмітка. Зазвичай для якісних даних використовується ручний формат, проте багато сучасних сервісів надають подібні можливості для винаймання контракторів (AWS SageMaker). Зберігаються дані безпосередньо у хмарному середовищі (S3). Важливо зазначити, що вони повинні бути нормалізовані, мати відомим безпосередній масштаб. Використовується безліч наявного функціоналу для конвертації різних форматів креслень PNV у PDF формат.

Функція сегментації стін знаходить і позначає стіни в архітектурних планах поверхів. Виявлення дверей здійснюється з метою отримання точного визначення їхнього розташування, що є складним завданням через часте повторення і однотипність елементів дверей. Нижче наведено приклади оригінального зображення (ліворуч), прогнозу моделі (посередині) та еталонного зображення, розміченого вручну (праворуч) (рис. 1).

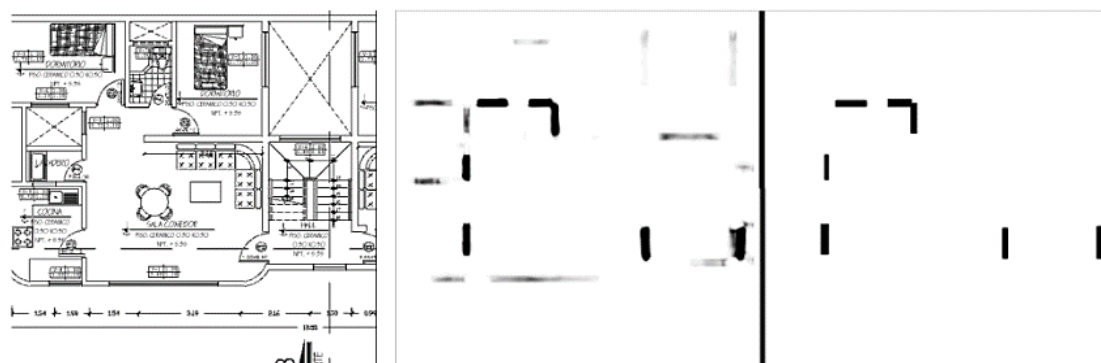


Рис. 1. Приклад послідовної обробки PDF файлу моделлю

Джерело: розроблено авторами.

Як видно із результатів обробки, модель потребує додаткового доопрацювання для покращення точності.

Метою сегментації дверей є отримання дуже точного виявлення та локалізації пікселів, що належать до дверей, як показано на зображенні нижче (рис. 2). Тут цікавий лише власне поріг дверей, а виявлення об'єктів ускладнено, оскільки двері досить часто повертаються. Сучасні дослідження демонструють, що використання глибоких моделей у поєднанні з попередньою анотацією креслень дозволяє досягти високої точності навіть у випадку обмеженого набору класів [10].

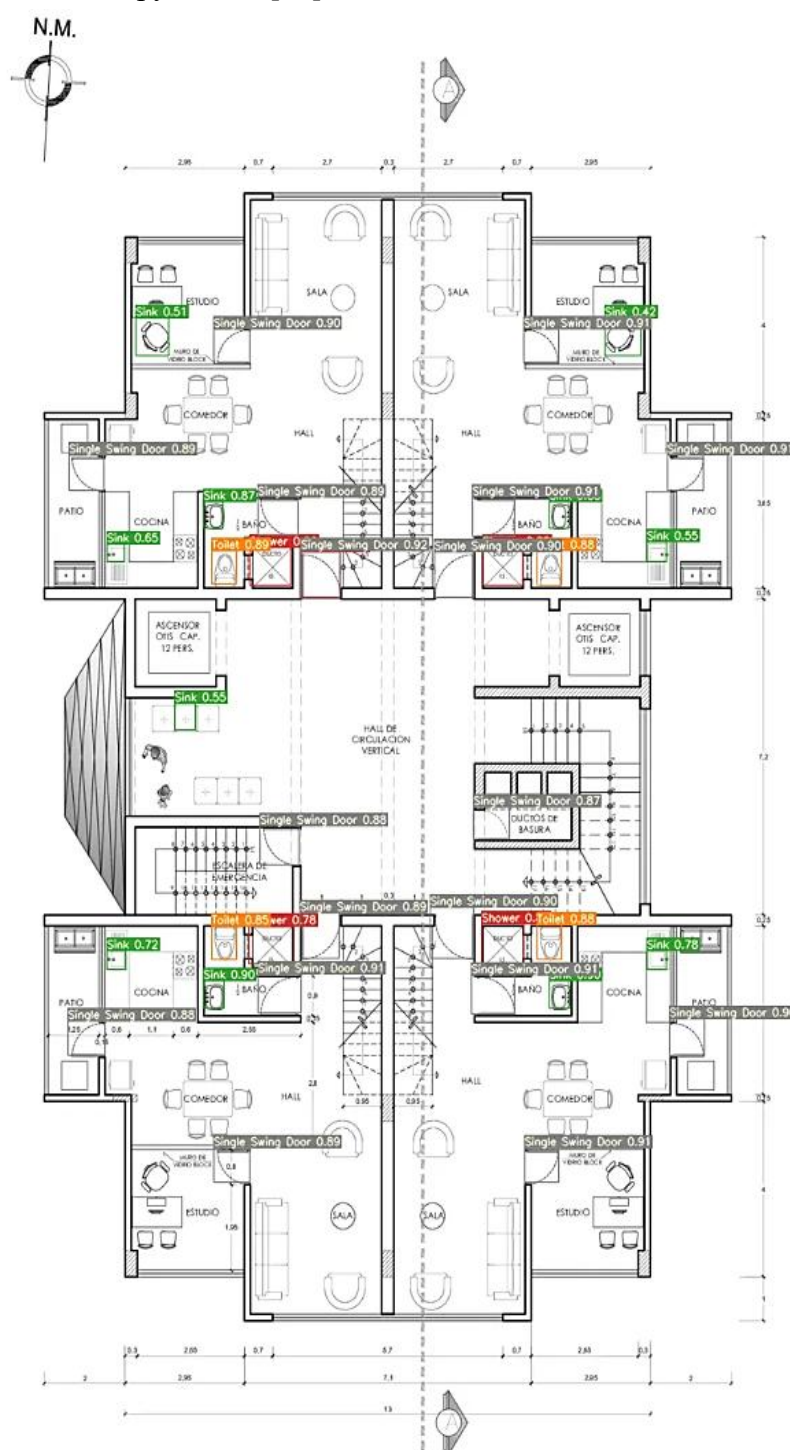


Рис. 2. Приклад знаходження дверей моделлю
Джерело: розроблено авторами.

Використана архітектура є відносно стандартною каскадною архітектурою кодера-декодера з магістраллю ResNet-50 і головою PointRender. Модель визначається разом із гіперпараметризацією навчання та висновку. Для розгортання можуть бути використані сервіси, наприклад, AWS SageMaker з використанням ECS і TorchServe для оркестрування системи із моделями. Після виявлення й опису складнощів із сегментацією дверей та стін, у процесі обробки будівельних креслень пропонується комплексний підхід автоматизованого аналізу креслення (takeoff), що представлений у вигляді flowchart-діаграми (рис. 3).

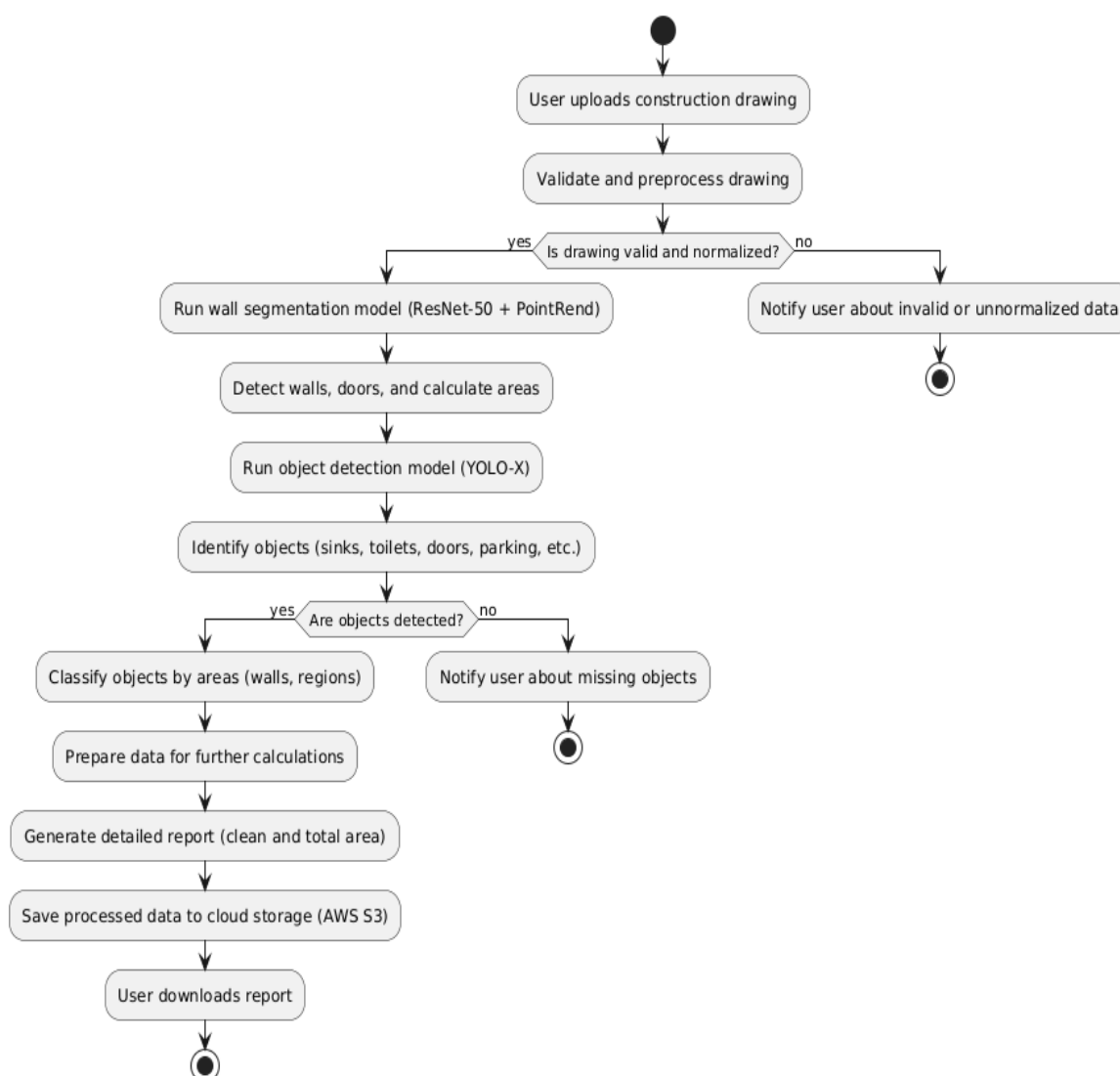


Рис. 3. Flowchart діаграма процесу takeoff

Джерело: розроблено авторами.

Процес починається із завантаження користувачем креслення, його валідації та попередньої обробки. У разі відповідності креслення стандартам і нормалізації запускається модель сегментації стін (на основі ResNet-50 та PointRender) для точного визначення стін, дверей та розрахунку площ. Для додаткової точності локалізації об'єктів застосовується модель виявлення об'єктів YOLO-X, що дозволяє ідентифікувати додаткові елементи, такі як сантехніка, двері, паркувальні місця тощо. Виявлені об'єкти класифікуються за окремими зонами (стіни, регіони, двері тощо), після чого дані готуються до подальших розрахунків. На завершальному етапі процесу відбувається генерація детального звіту із зазначенням

чистої та загальної площі приміщень. Оброблені дані зберігаються у хмарному сховищі AWS S3, і користувач має змогу завантажити готовий звіт. У разі неможливості ідентифікації об'єктів або інших невідповідностей система інформує користувача про відповідні помилки чи пропущені елементи. Таким чином, запропонована архітектура та логіка роботи системи забезпечують автоматизацію аналізу будівельних креслень, дозволяючи значно підвищити ефективність і точність виконання кількісних розрахунків у порівнянні з ручною обробкою. Наступним кроком є детальний аналіз отриманих результатів та їх обговорення.

У межах тестування реалізованої архітектури, що включає сегментаційну модель на основі ResNet-50 з PointRend, точність (IoU) сегментації стін на валідаційній вибірці становила близько 87 %. Для виявлення дверей за допомогою YOLO-X було досягнуто точності на рівні 91 % (mean average precision, mAP). Ці результати підтверджують переваги поєднання каскадної сегментації та об'єктного детектора нового покоління для задач попередньої обробки креслень. Для порівняння, базові архітектури на кшталт U-Net демонструють IoU на рівні 75–80 % у подібних задачах.

Таблиця 2 – Порівняльна характеристика точності моделей сегментації та виявлення об'єктів для аналізу креслень

Модель / Підхід	Тип задачі	IoU / Точність	Примітки
ResNet-50 + PointRend	Сегментація стін	~87% (IoU)	На власній валідації
YOLO-X	Виявлення дверей	~91% (mAP)	Для об'єктів з ротацією
U-Net (базова)	Сегментація	~78% (IoU)	Для бінарного поділу на стіни/фон
Faster R-CNN	Об'єктне виявлення	~86% (mAP)	Для статичних символів

Джерело: сформовано авторами.

Наведені показники засновані на внутрішньому експериментальному середовищі, на основі більш ніж 17 000 креслень у форматі PDF, конвертованих до PNG зі збереженням масштабу (1 px $\approx$ 1').

Висновки. Автоматизація процесу кількісного розрахунку (QTO) у будівельній галузі є важливим кроком на шляху до підвищення ефективності, точності та зменшення витрат. Використання штучного інтелекту (ШІ) та комп'ютерного зору дозволяє автоматизувати трудомісткі завдання, такі як розпізнавання тексту, символів і патернів на кресленнях. Це забезпечує значну економію часу, мінімізує ризики людських помилок і підвищує якість проєктної документації. Дослідження показали, що сучасні інструменти, такі як TotalAI, здатні досягати високої точності (понад 98 %) при аналізі креслень і кількісному розрахунку, інтегруючи алгоритми машинного навчання та інноваційні методи обробки тексту. Водночас такі технології, як обробка природної мови (NLP), активне навчання та сегментаційні моделі (наприклад, Segment Anything Model), значно розширюють можливості аналізу й обробки даних, забезпечуючи високий рівень автоматизації. Незважаючи на це, залишається низка викликів, таких як інтеграція різних програмних рішень, високі обчислювальні вимоги та потреба в адаптації алгоритмів до специфічних умов будівництва. Також важливою проблемою є опір галузі впровадженню новітніх технологій через високу вартість та необхідність перекваліфікації персоналу. Таким чином, впровадження автоматизованих підходів на основі ШІ та комп'ютерного зору для QTO відкриває нові можливості для оптимізації процесів у будівництві, але потребує подальших досліджень та вдосконалення. Майбутні роботи можуть бути зосереджені на розробці більш доступних рішень, інтеграції з існуючими платформами управління проєктами та аналізі соціальних і економічних аспектів впровадження таких технологій.

Список використаних джерел

1. National Academy of Construction. (2024). *Adoption of artificial intelligence in quantity takeoffs in engineering and construction projects*. National Academy of Construction.

2. Chen, X., Chang-Richards, A. Y., Pelosi, A., Jia, Y., Shen, X., Siddiqui, M. K., & Yang, N. (2021). Implementation of technologies in the construction industry: A systematic review. *Engineering, Construction and Architectural Management, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ecam-02-2021-0172>.
3. Tang, S., Liu, H., Almatared, M., Abudayyeh, O., Lei, Z., & Fong, A. (2022). Towards automated construction quantity take-off: An integrated approach to information extraction from work descriptions. *Buildings*, 12(3), 354. <https://doi.org/10.3390/buildings12030354>.
4. Karan, E., Irizarry, J., Haymaker, J., & Al-Hussein, M. (2021). Using artificial intelligence to automate the quantity takeoff process. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 35(6), 04021050.
5. Tocal.AI. (2024). *Tocal.AI knowledge base*. <https://help.tocal.ai>.
6. Bluebeam. (2020). *Bluebeam Revu 20 help guide*. <https://support.bluebeam.com/online-help/revu20/Content/RevuHelp/Dashboard.htm>.
7. Chen, X., Chang-Richards, A. Y., Pelosi, A., Jia, Y., Shen, X., Siddiqui, M. K., & Yang, N. (2021). Implementation of technologies in the construction industry: A systematic review. *Engineering, Construction and Architectural Management, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ecam-02-2021-0172>.
8. Rane, N. (2023). Integrating building information modelling (BIM) and artificial intelligence (AI) for smart construction schedule, cost, quality, and safety management: Challenges and opportunities. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4616055>.
9. PlanSwift. (2018). *PlanSwift user guide version 10.1.1 (30-11-2018)*. <https://planswiftuk.co.uk/wp-content/uploads/2019/06/PlanSwiftUserGuideVersion1011-30-18.pdf>.
10. Jamieson, L., Moreno-Garcia, C. F., & Elyan, E. (2024). Towards fully automated processing and analysis of construction diagrams: AI-powered symbol detection. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*. <https://doi.org/10.1007/s10032-024-00492-9>.

References

1. National Academy of Construction. (2024). *Adoption of artificial intelligence in quantity takeoffs in engineering and construction projects*. National Academy of Construction.
2. Chen, X., Chang-Richards, A. Y., Pelosi, A., Jia, Y., Shen, X., Siddiqui, M. K., & Yang, N. (2021). Implementation of technologies in the construction industry: A systematic review. *Engineering, Construction and Architectural Management, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ecam-02-2021-0172>.
3. Tang, S., Liu, H., Almatared, M., Abudayyeh, O., Lei, Z., & Fong, A. (2022). Towards automated construction quantity take-off: An integrated approach to information extraction from work descriptions. *Buildings*, 12(3), 354. <https://doi.org/10.3390/buildings12030354>.
4. Karan, E., Irizarry, J., Haymaker, J., & Al-Hussein, M. (2021). Using artificial intelligence to automate the quantity takeoff process. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 35(6), 04021050.
5. Tocal.AI. (2024). *Tocal.AI knowledge base*. <https://help.tocal.ai>.
6. Bluebeam. (2020). *Bluebeam Revu 20 help guide*. <https://support.bluebeam.com/online-help/revu20/Content/RevuHelp/Dashboard.htm>.
7. Chen, X., Chang-Richards, A. Y., Pelosi, A., Jia, Y., Shen, X., Siddiqui, M. K., & Yang, N. (2021). Implementation of technologies in the construction industry: A systematic review. *Engineering, Construction and Architectural Management, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ecam-02-2021-0172>.
8. Rane, N. (2023). Integrating building information modelling (BIM) and artificial intelligence (AI) for smart construction schedule, cost, quality, and safety management: Challenges and opportunities. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4616055>.
9. PlanSwift. (2018). *PlanSwift user guide version 10.1.1 (30-11-2018)*. <https://planswiftuk.co.uk/wp-content/uploads/2019/06/PlanSwiftUserGuideVersion1011-30-18.pdf>.
10. Jamieson, L., Moreno-Garcia, C. F., & Elyan, E. (2024). Towards fully automated processing and analysis of construction diagrams: AI-powered symbol detection. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*. <https://doi.org/10.1007/s10032-024-00492-9>.

Отримано 19.06.2025

Mykyta Kovalenko¹, Mariia Voitsekhovska²¹Postgraduate student, PhD candidate in specialty 122

National University "Chernihiv Polytechnic" (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: kovalenkomyk6@gmail.com, **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0005-1223-9638>²PhD, Associate Professor at the Department of Information Technology and Software Engineering

National University "Chernihiv Polytechnic" (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: m.voitsekhovska@stu.cn.ua, **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-1711-101X>**AUTOMATION OF PRE-CONSTRUCTION: AN OVERVIEW OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS AND PRACTICAL APPLICATIONS IN THE INDUSTRY**

The construction industry, traditionally slow in adopting digital innovations, continues to face critical inefficiencies during the pre-construction phase—particularly in quantity takeoff (QTO), cost estimation, and architectural drawing analysis. This article explores the transformative potential of artificial intelligence (AI) and computer vision (CV) in automating these essential yet labor-intensive processes. The study reviews leading tools such as Tegal, BlueBeam, PlanSwift, and OnScreen, which leverage machine learning to recognize patterns, detect symbols, and extract structured data from PDF-based construction documents. These technologies enable the accurate identification of architectural components—including walls, doors, plumbing fixtures, and parking areas—with precision exceeding 98%, significantly reducing human labor and errors. Despite these advancements, the article outlines existing limitations such as the reliance on high-quality annotated datasets, occasional segmentation inaccuracies, and the challenge of integrating AI-driven systems with traditional project management environments. Manual review is still required to ensure final accuracy. To address these gaps, the authors propose a scalable, modular cloud-based architecture that employs ResNet-50 with PointRend for fine-grained wall and door segmentation, YOLO-X for object detection, and Natural Language Processing (NLP) for analyzing textual content. The entire workflow is visualized via a flowchart diagram that guides the user through validation, segmentation, classification, error handling, and final report generation. The findings demonstrate that AI-enhanced QTO systems significantly improve planning accuracy, reduce risks, and foster collaboration—while also highlighting the need for continued innovation and broader industry adoption to fully unlock digital transformation in construction.

Keywords: construction; automation; computer vision; pre-construction stage; takeoff; information retrieval.

Fig.: 3. Tables: 2. References: 10.