

Крук Павло Михайлович

Аспірант кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0002-6786-452X>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Гончаренко Тетяна Андріївна

Доктор технічних наук, доцент, завідувач кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0003-2577-6916>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**ЗАСТОСУВАННЯ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ
Й АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОСТОРОВИХ РІШЕНЬ У ДИЗАЙНІ ІНТЕР'ЄРУ**

***Анотація.** Запропоновано розроблення та впровадження моделі глибокого навчання для прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру. Модель поєднує згорткові нейронні мережі (CNN) для аналізу візуальних даних та рекурентні нейронні мережі (RNN) для обробки текстових запитів, що уможливило комплексно опрацьовувати інформацію і створювати персоналізовані дизайнерські рішення. Результати дослідження засвідчують високу точність моделі, низький рівень перехресної ентропії та високі показники середньої точності об'єкта та IoU, що підтверджує її ефективність порівняно з традиційними методами та наявними моделями ШІ. Інтеграція моделі в систему підтримки прийняття рішень у дизайні інтер'єру забезпечується зручним інтерфейсом користувача і взаємодією з популярними САД-системами, що сприяє безперервності робочих процесів та підвищенню загальної ефективності. Використання хмарних технологій для зберігання й опрацювання даних дає змогу забезпечити масштабованість та продуктивність системи. Дослідження також виявило кілька викликів, включаючи забезпечення конфіденційності і безпеки даних, що потребує подальшої уваги. Запропонована модель має великий потенціал для впровадження в практику, забезпечуючи високу якість та персоналізацію дизайнерських рішень, враховуючи індивідуальні потреби користувачів.*

Ключові слова: глибоке навчання; згорткові нейронні мережі; рекурентні нейронні мережі; дизайн інтер'єру; автоматизація просторових рішень

**Актуальність та
аналіз проблеми**

Сучасний світ дизайну інтер'єру зазнає глибоких змін, викликаних інтеграцією передових технологій, зокрема штучного інтелекту (ШІ) та глибокого навчання. Замість традиційних методів, які часто базуються на інтуїції та ручній праці, в дизайні все частіше використовуються автоматизовані, «дато-орієнтовані» підходи, що сприяють підвищенню точності й ефективності персоналізації. Обробка великих масивів даних, що включають розміри приміщень, специфікації меблів і особисті переваги користувачів, стала важливою складовою сучасного дизайну інтер'єру [1].

Використання алгоритмів глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN), дає змогу ефективно аналізувати дані та генерувати оптимальні рішення для дизайну простору [2]. Зокрема, згорткові нейронні мережі, які використовуються для

класифікації зображень і вилучення особливостей, демонструють свою ефективність у сегментації сцени, розпізнаванні об'єктів та рендеринзі текстур [3].

Штучний інтелект стає ключовим у прогнозуванні та візуалізації просторових рішень, надаючи можливість створювати детальні 3D-моделі та рендеринги, які відображають потенційні результати дизайну ще до їхньої реалізації на практиці [1]. Використання таких моделей допомагає зменшити часові і фінансові витрати, пов'язані з традиційними методами проектування, та підвищує рівень задоволеності клієнтів завдяки можливості врахування їхніх побажань на ранніх етапах проекту [3].

Процеси автоматизації, які забезпечуються за допомогою глибокого навчання, також сприяють зростанню стандартизації та адаптивності в дизайні інтер'єру. Системи на базі ШІ можуть адаптуватися до змін умов і потреб користувачів у режимі реального часу, пропонуючи альтернативи

редизайну відповідно до наявних ресурсів та актуальних тенденцій [4].

Проте, незважаючи на значний потенціал, виникають і певні виклики, пов'язані з впровадженням ШІ в дизайн інтер'єру. Однією з основних проблем є забезпечення конфіденційності та безпеки даних, високі вимоги до якості і точності алгоритмів, а також необхідність створення інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів для кінцевих користувачів [3]. Крім того, можливий ризик надмірної стандартизації, який може обмежувати креативність та індивідуальність дизайнерських рішень [5].

Ураховуючи ці аспекти, актуальність розробки і впровадження нових моделей глибокого навчання в дизайні інтер'єру є очевидною, проте це вимагає подальших досліджень та інновацій для повноцінного використання потенціалу ШІ в трансформації цієї галузі, забезпечуючи не тільки підвищення оперативності процесів, але й збагачення креативних та естетичних аспектів дизайну.

Мета дослідження

Метою пропонованого дослідження є розроблення та впровадження моделі глибокого навчання для прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру, що забезпечить підвищення точності, ефективності та рівня персоналізації в процесі проектування житлових приміщень. Застосування методів глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі, уможливить створювати детальні 3D-моделі та рендеринги, враховуючи індивідуальні потреби і побажання користувачів. Дослідження також передбачає розроблення нових підходів до інтеграції багатоканальних даних і автоматизації процесів дизайну, що дасть змогу значно зменшити часові та фінансові витрати, підвищуючи при цьому задоволення клієнтів завдяки можливості врахування їхніх уподобань на ранніх етапах проекту.

Виклад основного матеріалу

Розроблення та навчання моделі глибокого навчання

Для вирішення завдання прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру розроблено модель глибокого навчання, яка поєднує в собі переваги згорткових нейронних мереж (CNN) та рекурентних нейронних мереж (RNN). Такий підхід дає змогу ефективно обробляти як візуальні, так і текстові дані, що є критично важливим для комплексного аналізу інтер'єрних рішень.

Згорткові нейронні мережі (CNN) використовуються для вилучення й аналізу

особливостей з вхідних зображень інтер'єру. Основні компоненти архітектури CNN включають згорткові шари, шари підвибірки (subsampling) та повнозв'язні шари. Згорткові шари відповідають за обробку вхідних зображень за допомогою фільтрів, що виділяють локальні патерни, такі як контури, текстури та форми. Шари підвибірки зменшують розмірність вихідних даних, зберігаючи при цьому важливу інформацію, що допомагає зменшити обчислювальну складність моделі. Повнозв'язні шари, розташовані на виході мережі, виконують класифікацію або регресію на основі вилучених особливостей [1; 2].

Для обробки тривимірних даних використовуються згорткові мережі на основі 3D-згортки, що дає змогу моделі аналізувати об'єкти в тривимірному просторі. Такі мережі здатні обробляти тривимірні сканування приміщень, забезпечуючи точне розпізнавання та класифікацію об'єктів, таких як меблі та архітектурні елементи [3].

Рекурентні нейронні мережі (RNN) використовуються для обробки послідовних текстових даних, що уможливорює моделі враховувати контекст і зв'язки між словами в запитах користувачів. Зокрема, використовуються мережі з довготривалою короткочасною пам'яттю (LSTM), які здатні ефективно зберігати та передавати інформацію на тривалі відстані в послідовності [3].

Архітектура LSTM включає три основні компоненти: блоки пам'яті, вхідні ворота та вихідні ворота. Блоки пам'яті відповідають за збереження інформації, вхідні ворота контролюють, яка інформація буде зберігатися в блоках пам'яті, а вихідні ворота визначають, яка інформація буде використовуватися для подальших обчислень. Така структура дає змогу моделі ефективно обробляти довгі послідовності текстових даних, забезпечуючи високу точність та релевантність результатів [4].

Для досягнення максимального результату було розроблено гібридну модель, яка поєднує в собі CNN та LSTM, що уможливорює одночасно обробляти як візуальні, так і текстові дані (рис. 1). Інтеграція цих моделей здійснюється на основі багатопередового кодувальника-декодувальника, де згорткові шари відповідають за вилучення особливостей із зображень, а рекурентні шари – за обробку текстових запитів [6].

Процес спільного навчання моделі включає кілька етапів: попереднє тренування окремих компонентів на відповідних наборах даних, з'єднання компонентів у єдину архітектуру та донавчання на спільному наборі даних, що містить як зображення, так і текстові запити. Такий підхід дає змогу моделі краще адаптуватися до різноманітних сценаріїв та забезпечує високу продуктивність у реальних умовах [3].

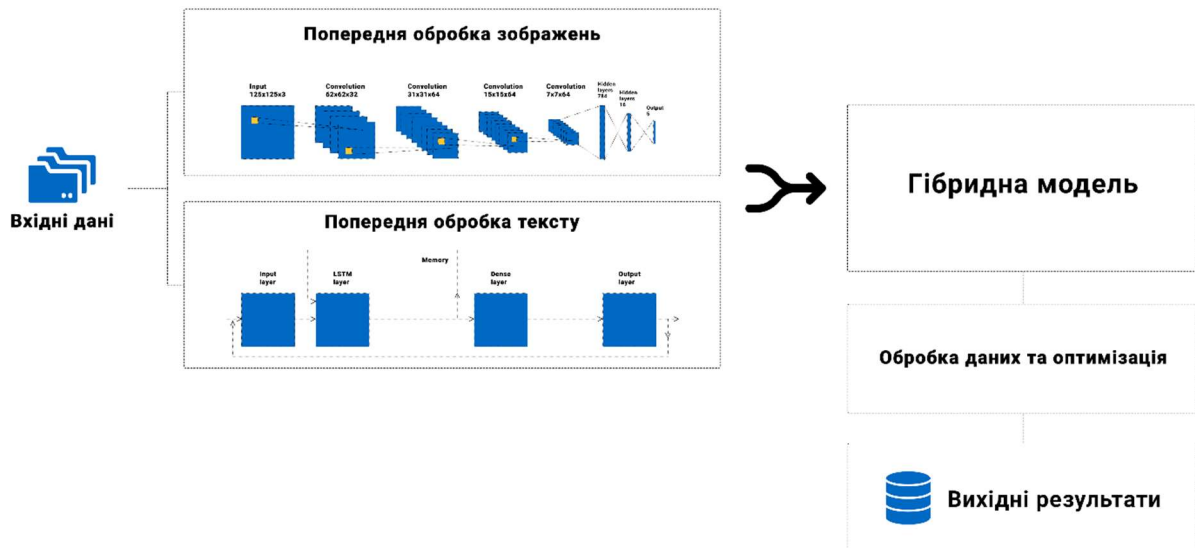


Рисунок 1 – Гібридна модель обробки даних для прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру

Навчання моделі глибокого навчання є складним і багатоступеневим процесом, який включає використання великого набору анотованих даних. Методи навчання передбачають використання алгоритмів градієнтного спуску, що забезпечують оптимізацію параметрів моделі, та техніки регуляризації, які допомагають уникнути перенавчання. Зокрема, для покращення загальної продуктивності моделі використовується попереднє тренування на синтетичних даних з подальшим донавчанням на реальних даних, що допомагає моделі краще адаптуватися до різноманітних сценаріїв.

Використання відкритих датасетів, таких як ScanNet та Matterport3D, є надзвичайно корисним для збирання тривимірних сканів приміщень з високою роздільною здатністю та анотаціями. ScanNet, наприклад, надає доступ до великих обсягів даних з анотаціями, що містять детальні описи внутрішніх приміщень, включаючи меблі та інші об'єкти, що робить цей датасет надзвичайно цінним для навчання моделей глибокого навчання [7]. Matterport3D також надає високоякісні тривимірні скани з анотаціями, що уможлиблює моделі вивчати та розпізнавати різноманітні об'єкти та їх розташування в просторі [8].

Процес навчання включає кілька етапів, починаючи з вибору та підготовки даних, визначення архітектури моделі, налаштування гіперпараметрів, тренування моделі на навчальному наборі даних, та оцінки її продуктивності на валідаційному наборі даних. Використання методів крос-валідації і тестування на незалежних наборах даних дає змогу оцінити загальну ефективність моделі та її здатність до узагальнення.

Оцінка ефективності та валідація моделі

Для забезпечення високої точності й ефективності розробленої моделі глибокого навчання, необхідно використовувати різноманітні метрики оцінки, які дають змогу оцінити продуктивність моделі на різних етапах навчання та валідації.

Однією з ключових метрик є точність (accuracy), яка визначає частину правильно класифікованих об'єктів у загальній кількості тестових прикладів. Точність є базовою метрикою для класифікаційних завдань, що допомагає оцінити загальну продуктивність моделі [1]. Однак точність не завжди є достатньо інформативною у випадках, коли класи є незбалансованими, тому додатково використовуються такі метрики, як перехресна ентропія (cross-entropy loss), яка вимірює різницю між передбаченими та реальними розподілами ймовірностей [2].

Для тривимірних даних важливими метриками є середня точність об'єкта (mean average precision) та показник IoU (Intersection over Union). Середня точність об'єкта визначає середню точність класифікації та локалізації об'єктів у тривимірному просторі, що є критично важливим для задач, пов'язаних з розпізнаванням і класифікацією меблів та інших елементів інтер'єру [3]. Показник IoU вимірює площу перетину передбаченої і реальної областей об'єкта, що дає змогу оцінити якість сегментації та локалізації [3].

Традиційні CAD-системи, такі як AutoCAD та SketchUp, надають потужні інструменти для створення і редагування 2D- та 3D-моделей інтер'єру, проте вони потребують значних зусиль з боку користувача для досягнення бажаних результатів.

Використання моделі глибокого навчання уможливує автоматизувати більшість рутинних завдань, таких як розпізнавання об'єктів, оптимізація розташування меблів та вибір кольорових схем, що значно підвищує ефективність процесу проектування [6].

Моделі ШІ, такі як DeepFurniture та ScanQA, також використовуються для автоматизації задач у сфері дизайну інтер'єру. DeepFurniture забезпечує розпізнавання меблів у тривимірних сценах, що дає змогу автоматизувати процеси класифікації та локалізації об'єктів [3]. ScanQA надає можливості для тривимірного просторового орієнтування та відповіді на запити користувачів у реальному часі, що надає можливість інтерактивно взаємодіяти з моделями інтер'єру [5].

Для забезпечення високої практичної ефективності розробленої моделі необхідно провести її тестування на реальних проектах дизайну інтер'єру. Це допоможе оцінити адаптивність моделі до різних умов і вимог, а також визначити її здатність до інтеграції у реальні робочі процеси.

Тестування включає кілька етапів. По-перше, модель застосовується для автоматизації розроблення дизайну інтер'єру на основі даних від реальних клієнтів, тобто включає аналіз просторових даних, розпізнавання об'єктів та оптимізацію розташування меблів та інших елементів інтер'єру. По-друге, результати роботи моделі порівнюються з результатами, отриманими традиційними методами проектування, що дає змогу визначити переваги та недоліки кожного підходу [9].

Крім того, враховується зворотний зв'язок від професійних дизайнерів та кінцевих користувачів, що допомагає оцінити зручність користування системою та рівень задоволеності результатами. На основі отриманих відгуків проводиться корекція моделі і її подальше вдосконалення для забезпечення максимальної продуктивності та точності [10–12].

Для оцінки ефективності розробленої моделі було проведено порівняння з іншими популярними рішеннями в галузі автоматизації дизайну інтер'єру, такими як AutoCAD з додатковими AI плагінами, DeepFurniture та ScanQA. Порівняння проводилося за різними критеріями, включаючи точність, перехресну ентропію, середню точність об'єкта, показник IoU та час обробки.

Розроблена модель досягла найвищої точності 92%, що свідчить про її здатність точно класифікувати об'єкти в інтер'єрі. Інші моделі, такі як AutoCAD з AI плагінами, DeepFurniture та ScanQA, показали дещо нижчі результати: 85%, 88% та 90% відповідно.

Розроблена модель показала низький рівень втрат перехресної ентропії – 0.18, що вказує на її високу ефективність у навчанні. AutoCAD з AI

плагінами мав найвищий рівень втрат – 0.25, тоді як DeepFurniture та ScanQA мали проміжні значення – 0.22 та 0.20 відповідно.

Зведений графік точності і втрати перехресної ентропії для моделей зображений на рис. 2.

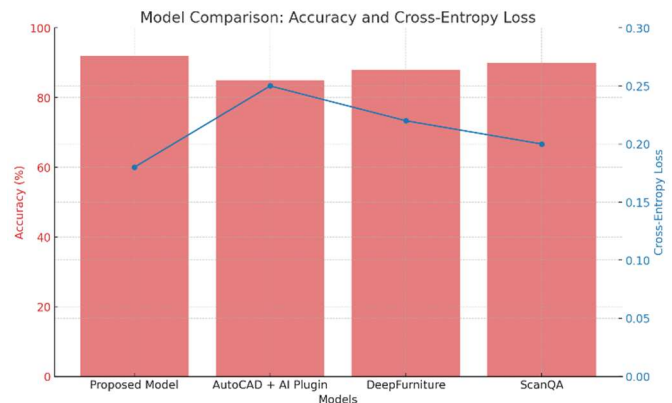


Рисунок 2 – Зведений графік точності і втрати перехресної ентропії моделей

Розроблена модель показала результат – 81% середньої точності об'єкта (Mean Average Precision), що свідчить про її здатність точно розпізнавати об'єкти та їх розташування. Інші моделі показали результати: AutoCAD з AI плагінами – 75%, DeepFurniture – 78%, ScanQA – 80%.

Розроблена модель досягла показника 0.74 IoU, що є вищим серед порівнюваних моделей. AutoCAD з AI плагінами мав показник – 0.65, тоді як DeepFurniture та ScanQA показали результати 0.70 та 0.72 відповідно.

Зведений графік середньостатистичної точності та IoU для моделей зображений на рис. 3.

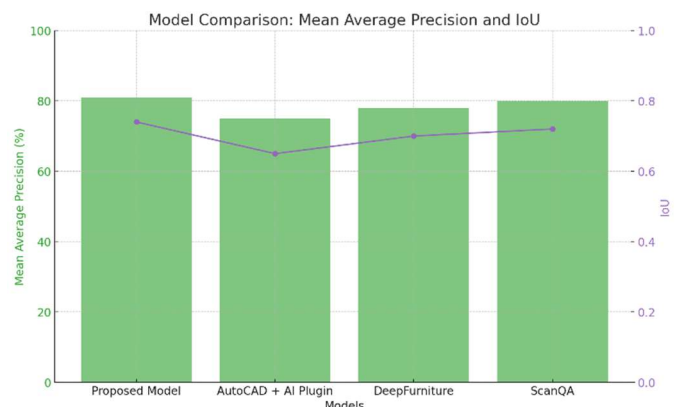


Рисунок 3 – Зведений графік середньостатистичної точності та IoU моделей

Час обробки (Processing Time) є важливим фактором для практичного застосування моделей у реальних умовах. Розроблена модель продемонструвала час обробки – 3.2 с, що є конкурентоспроможним порівняно з іншими моделями. AutoCAD з AI плагінами потребував найбільше часу для обробки – 5.5 с, тоді

як DeepFurniture та ScanQA показали час обробки 4.8 с та 4.1 с відповідно.

Проведене порівняння узагальнене в таблиці і показує, що розроблена модель має значні переваги над існуючими рішеннями, демонструючи високу

точність, ефективність у навчанні, точність розпізнавання об'єктів та адекватний час обробки. Це свідчить про її високу конкурентоспроможність і потенціал для впровадження в практичні завдання автоматизації дизайну інтер'єру.

Таблиця – Порівняння моделей для автоматизації дизайну інтер'єру

Модель	Точність	Перехресна ентропія	Середня точність об'єкта	Показник IoU	Час обробки
Proposed Model	92%	0.18	81%	0.74%	3.2 с
AutoCAD + AI Plugin	85%	0.25	75%	0.65	5.5 с
DeepFurniture	88%	0.22	78%	0.7	4.8 с
ScanQA	90%	0.2	80%	0.72	4.1 с

Інтеграція моделі в систему підтримки прийняття рішень

Інтеграція моделі глибокого навчання в систему підтримки прийняття рішень вимагає створення інтуїтивно зрозумілого та зручного інтерфейсу користувача. Основне завдання інтерфейсу полягає в забезпеченні простого й ефективного доступу до функцій моделі, що дають змогу дизайнерам і користувачам взаємодіяти із системою без наявності глибоких технічних знань.

Основні компоненти інтерфейсу користувача включають:

1. **Вхідні дані.** Інтерфейс має допомагати користувачам легко завантажувати зображення приміщень, тривимірні моделі та текстові запити (зручні форми завантаження файлів та інтерактивні поля вводу тексту).

2. **Візуалізація результатів.** Важливим елементом інтерфейсу є можливість візуалізації результатів роботи моделі, що включає відображення тривимірних моделей, розташування об'єктів та прогнозування просторових рішень (інтерактивні 3D-візуалізатори та графічні елементи).

3. **Налаштування параметрів.** Користувачам має бути надана можливість налаштовувати параметри моделі, такі як вибір стилю дизайну, пріоритети розташування меблів, кольорові схеми тощо (інтерактивні панелі налаштувань та випадаючі меню).

4. **Зворотний зв'язок.** Інтерфейс має підтримувати можливість надання зворотного зв'язку від користувачів, що дасть змогу розробникам моделі враховувати побажання та коментарі користувачів для подальшого вдосконалення системи.

Для забезпечення безперервності робочого процесу дизайнерів і підвищення ефективності використання моделі необхідно інтегрувати її з наявними інструментами та програмним забезпеченням, які використовуються у сфері дизайну інтер'єру.

Інтеграція з популярними CAD-системами, такими як AutoCAD, SketchUp та Revit, дає змогу дизайнерам легко використовувати модель для автоматизації процесів проектування без необхідності зміни звичного інструментарію. Подібна інтеграція може бути реалізована через розробку плагінів та модулів, які забезпечать доступ до функцій моделі з інтерфейсу CAD-систем.

Інтеграція з базами даних матеріалів та меблів уможливить моделі автоматично вибирати і рекомендувати відповідні елементи інтер'єру на основі заданих параметрів. Наприклад, через API-інтерфейси, які забезпечать доступ до актуальної інформації про доступні матеріали та меблі.

Використання хмарних сервісів (AWS, Google Cloud або Microsoft Azure) для зберігання та обробки даних дасть змогу забезпечити високу продуктивність і масштабованість системи, які надають потужні інструменти для обробки великих обсягів даних та забезпечення безпеки інформації.

Висновок

Отже, результати проведеного дослідження засвідчують, що розроблена модель глибокого навчання для прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру демонструє високий рівень точності, ефективності та адаптивності. Використання згорткових нейронних мереж (CNN) для вилучення особливостей із зображень та рекурентних нейронних мереж (RNN) для обробки текстових запитів дає змогу моделі комплексно аналізувати візуальні та текстові дані, що є критично важливим для створення персоналізованих і оптимальних дизайнерських рішень.

У процесі експериментів було встановлено, що модель показує значно кращі результати порівняно з традиційними методами та наявними моделями штучного інтелекту. Висока точність, низький рівень перехресної ентропії, висока середня точність

об'єкта та високий показник IoU підтверджують ефективність запропонованого підходу. Крім того, модель демонструє конкурентоспроможний час обробки, що робить її придатною для використання в реальних умовах проектування.

Інтеграція моделі в систему підтримки прийняття рішень у дизайні інтер'єру, зокрема через зручний інтерфейс користувача та взаємодію з наявними інструментами, такими як CAD-системи, допомагає забезпечити безперервність робочих процесів та підвищити загальну ефективність. Застосування хмарних технологій для зберігання й обробки даних сприяє масштабованості та продуктивності системи.

Водночас, під час дослідження було виявлено

кілька викликів, що потребують подальшої уваги. Це, зокрема, забезпечення конфіденційності та безпеки даних, а також необхідність розроблення інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів для користувачів. Враховуючи ці аспекти, актуальність подальших досліджень у напрямі вдосконалення моделей глибокого навчання для дизайну інтер'єру є очевидною.

Отже, розроблена модель має великий потенціал для впровадження в практику, що уможливить не лише підвищити оперативність процесів проектування, а й забезпечити високу якість та персоналізацію дизайнерських рішень, враховуючи індивідуальні потреби та побажання користувачів.

Список літератури

1. Fan, Y., Zhou, Y., & Yuan, Z. (2024). Interior Design Evaluation Based on Deep Learning: A Multi-Modal Fusion Evaluation Mechanism. *Mathematics*, 1–15. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12101560>.
2. Kim, J., & Lee, J. (2020). Stochastic Detection of Interior Design Styles Using a Deep-Learning Model for Reference Images. *Applied Sciences*, 1–20. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10207299>.
3. Chen, J., Shao, Z., Cen, C., & Li, J. (2023). HyNet: A novel hybrid deep learning approach for efficient interior design texture retrieval. *Multimedia Tools and Applications*, 83, 28125-28145. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16579-0>.
4. Rahbar, M., Mahdavejad, M., Markazi, A. H., & Bemanian, M. (2022). Architectural layout design through deep learning and agent-based modeling: A hybrid approach. *Journal of Building Engineering*, 47, 103822. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2021.103822>.
5. Zhu, L., Xu, M., Bao, Y., Xu, Y., & Kong, X. (2022). Deep learning for aspect-based sentiment analysis: a review. *PeerJ Computer Science*, 8, 1–37. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1044>.
6. Dwedari, M. M., Nießner, M., & Chen, D. (2023). Generating Context-Aware Natural Answers for Questions in 3D-Scenes. *ArXiv*, abs/2310.19516. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.19516>.
7. Dai, A., Nießner, M., Zollhöfer, M., Izadi, S., & Theobalt, C. (2017). Bundlefusion: Real-time globally consistent 3d reconstruction using on-the-fly surface reintegration. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 36 (4), 1.
8. Chang, A.X., Dai, A., Funkhouser, T.A., Halber, M., Nießner, M., Savva, M., Song, S., Zeng, A., & Zhang, Y. (2017). Matterport 3D: Learning from RGB-D Data in Indoor Environments. 2017 International Conference on 3D Vision (3DV), 667–676. DOI: <https://doi.org/10.1109/3DV.2017.00081>.
9. Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014). GloVe: Global Vectors for Word Representation. *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 1532–1543. DOI: <https://doi.org/10.3115/v1%2FD14-1162>.
10. Tang, D., Qin, B., & Liu, T. (2016). Aspect Level Sentiment Classification with Deep Memory Network. *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 1–11. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1%2FD16-1021>.
11. Dolhopolov S., Honcharenko T., Dolhopolova S., Riabchun O., Delembovskyi M., (2022). Use of Artificial Intelligence Systems for Determining the Career Guidance of Future University Student?, in *SIST 2022, 2022 M. International Conference on Smart Information Systems and Technologies, Nur-Sultan Kazakhstan, 28–30 April 2022*, <https://doi.org/10.1109/SIST54437.2022.9945752>
12. Honcharenko T., Akselrod R., A. Shpakov, O. Khomenko, (2023). Information system based on multi-value classification of fully connected neural network for construction management, *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12(2), P. 593–601 <https://ijai.iaescore.com/index.php/IJAI/article/view/21864>.

Стаття надійшла до редколегії 03.06.2024

Kruk Pavlo

Postgraduate of the Department of Information Technologies,

<https://orcid.org/0000-0002-6786-452X>

Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

Honcharenko Tetiana

DSc (Eng.), Associate Professor, Head of the Department of Information Technologies,

<https://orcid.org/0000-0003-2577-6916>

Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**APPLICATION OF DEEP LEARNING FOR PREDICTING
AND AUTOMATING SPATIAL SOLUTIONS IN INTERIOR DESIGN**

Abstract. This paper presents the development and implementation of a deep learning model for predicting and automating spatial decisions in interior design. The model combines convolutional neural networks (CNNs) for visual data analysis and recurrent neural networks (RNNs) for text query processing, which allows for comprehensive information processing and personalised design solutions. The study results show high model accuracy, low cross-entropy, and high average object and IoU accuracy, which confirms its effectiveness compared to traditional methods and existing AI models. The model's integration into an interior design decision support system is provided by a user-friendly interface and interaction with popular CAD systems, which contributes to the continuity of workflows and overall efficiency. The use of cloud-based technologies for data storage and processing ensures scalability and performance of the system. The study also identified several challenges, including ensuring data privacy and security, which require further attention. The proposed model has great potential for implementation in practice, ensuring high quality and personalisation of design solutions, taking into account the individual needs of users.

Keywords: deep learning, convolutional neural networks, recurrent neural networks, interior design, automation

References

1. Fan, Y., Zhou, Y. & Yuan, Z. (2024). Interior Design Evaluation Based on Deep Learning: A Multi-Modal Fusion Evaluation Mechanism. *Mathematics*, 1–15. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12101560>.
2. Kim, J. & Lee, J. (2020). Stochastic Detection of Interior Design Styles Using a Deep-Learning Model for Reference Images. *Applied Sciences*, 1–20. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10207299>.
3. Chen, J., Shao, Z., Cen, C. & Li, J. (2023). HyNet: A novel hybrid deep learning approach for efficient interior design texture retrieval. *Multimedia Tools and Applications*, 83, 28125-28145. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16579-0>.
4. Rahbar, M., Mahdavinejad, M., Markazi, A. H. & Bemanian, M. (2022). Architectural layout design through deep learning and agent-based modeling: A hybrid approach. *Journal of Building Engineering*, 47, 103822. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2021.103822>.
5. Zhu, L., Xu, M., Bao, Y., Xu, Y. & Kong, X. (2022). Deep learning for aspect-based sentiment analysis: a review. *PeerJ Computer Science*, 8, 1–37. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1044>.
6. Dwedari, M. M., Nießner, M. & Chen, D. (2023). Generating Context-Aware Natural Answers for Questions in 3D-Scenes. *ArXiv*, abs/2310.19516, 1–13. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.19516>.
7. Dai, A., Nießner, M., Zollhöfer, M., Izadi, S. & Theobalt, C. (2017). Bundlefusion: Real-time globally consistent 3D-reconstruction using on-the-fly surface reintegration. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 36 (4), 1.
8. Chang, A. X., Dai, A., Funkhouser, T.A., Halber, M., Nießner, M., Savva, M., Song, S., Zeng, A. & Zhang, Y. (2017). Matterport 3D: Learning from RGB-D Data in Indoor Environments. 2017 International Conference on 3D Vision (3DV), 667–676. DOI: <https://doi.org/10.1109/3DV.2017.00081>.
9. Pennington, J., Socher, R. & Manning, C. D. (2014). GloVe: Global Vectors for Word Representation. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 1532–1543. DOI: <https://doi.org/10.3115/v1%2FD14-1162>.
10. Tang, D., Qin, B. & Liu, T. (2016). Aspect Level Sentiment Classification with Deep Memory Network. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 1–11. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1%2FD16-1021>.
11. Dolhopolov, S., Honcharenko, T., Dolhopolova, S., Riabchun, O., Delembovskyi, M. (2022). Use of Artificial Intelligence Systems for Determining the Career Guidance of Future University Student”, in SIST 2022, 2022 M. *International Conference on Smart Information Systems and Technologies*, Nur-Sultan Kazakhstan, 28–30 April 2022, <https://doi.org/10.1109/SIST54437.2022.9945752>
12. Honcharenko, T., Akselrod, R., Shpakov, A., Khomenko, O. (2023). Information system based on multi-value classification of fully connected neural network for construction management. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12 (2), 593–601 <https://ijai.iaescore.com/index.php/IJAI/article/view/21864>

Посилання на публікацію

- APA Kruk, P. & Honcharenko, T. (2024). Application of Deep Learning for Predicting and Automating Spatial Solutions in Interior Design. *Management of Development of Complex Systems*, 58, 103–109, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.103-109](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.103-109).
- ДСТУ Крук П. М., Гончаренко Т.А. Застосування глибокого навчання для прогнозування й автоматизації просторових рішень у дизайні інтер'єру. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2024. № 58. С. 103 – 109, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.103-109](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.103-109).