

УДК 72.01:004.8:004.421

DOI:10.31650/2786-7749-2026-4-147-164

**КЛАСИФІКАЦІЯ ІНСТРУМЕНТАРІЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АРХІТЕКТУРІ.
ІНФОРМАЦІЙНО-АЛГОРИТМІЧНИЙ ВИМІР****Н. С. Вергунова,**natalia.vergunova@kname.edu.ua, ORCID: 0000-0002-8470-7956*Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
вул. Черноглазівська, 17, м. Харків, 61002, Україна*

Анотація. У статті запропоновано інформаційно-алгоритмічний вимір класифікації архітектурних інструментів на основі штучного інтелекту, що демонструє, як ШІ-системи, а також платформи та робочі процеси можна системно впорядкувати за двома параметрами: інформаційним виміром, що визначає типи й джерела даних, що використовуються та створюються; й алгоритмічним виміром, що передбачає сімейства ШІ- та алгоритмічних методів. В інформаційному аспекті розрізняються геометричні та просторові дані, середовищні й експлуатаційні показники, програмно-нормативна інформація, потоки даних від користувачів і сенсорів, а також знання вищого рівня про предметну область. В алгоритмічному аспекті охоплено правилі й параметричні підходи, еволюційну оптимізацію, агент-орієнтовані моделі, класичне машинне навчання, глибинні нейронні мережі, генеративні моделі, навчання з підкріпленням і великі базові моделі.

За допомогою матриці І–А-поєднань у статті здійснено відображення низки сучасних інструментів і дослідницьких прототипів в архітектурі та урбаністиці, зокрема генеративних платформ, орієнтованих на показники сурогатних моделей, асистентів перевірки на відповідність нормам, імерсивних робочих процесів оцінювання, агентів для структурного проектування та міськорівневих GeoAI-систем. Аналіз показує не лише зони підвищеної концентрації прикладів, зокрема геометрично кероване генеративне проектування та моделі прогнозування експлуатаційної ефективності, а й малозаповнені сегменти класифікації. До останніх належать поєднання типу контекстно чутливого навчання з підкріпленням, що враховує середовищні умови, а також генеративні конвектори, здатні безпосередньо перетворювати програмні текстові описи на геометричні рішення. Підкреслюються характерні компроміси між вимогами до даних, алгоритмічною складністю, інтерпретованістю та роллю людського контролю. Цей вимір може слугувати підґрунтям для добору й комбінування інструментів у цифрових робочих процесах, проектування навчальних програм, що готують архітекторів до роботи з даними та алгоритмами, а також для виявлення перспективних «прогалин» для подальших досліджень і розробок.

Ключові слова: класифікація, штучний інтелект в архітектурі, інформаційно-алгоритмічний вимір, проектування, ШІ-інструментарій.

Постановка проблеми та актуальність дослідження. Сучасна архітектурна практика демонструє стрімке поширення інструментів на основі штучного інтелекту (ШІ) для генерування рішень, їх аналізу та моделювання користувацького досвіду [1; 2]. Водночас бракує єдиної класифікаційної системи, що дозволяла б системно порівнювати такі засоби й розуміти, як саме вони поєднують роботу з інформацією та алгоритмічними підходами. Це ускладнює вибір, інтеграцію та управління ШІ-інструментами в проєктах [2]. Актуальним постає формування класифікації, що допоможе архітекторам та іншим учасникам проєктної роботи усвідомлено добирати в рішеннях для сталих будівель і «розумних» міст, особливо в муніципальних інфраструктурних проєктах, де цифрові процеси та орієнтоване на дані

ухвалення тих чи інших пропозицій стають нормою [1; 2]. Чітке розуміння щодо інформації, з якою працює ШІ-інструмент і його алгоритми роботи, дає проєктантам можливість заздалегідь оцінити його придатність, необхідний рівень експертизи та потенційні етичні наслідки.

Дослідження відповідає на нагальну потребу в чіткій систематизації архітектурних інструментів ШІ, пропонуючи інформаційно-алгоритмічний вимір у межах багатовимірної класифікаційної системи. Така оптика дає змогу оцінювати інструменти, від генеративного проєктування до імерсивної аналітики, через призму того, як вони працюють із міськими даними (геоінформаційні системи, сенсорні мережі) та якими алгоритмами (машинне навчання, оптимізація) розв'язують архітектурні завдання. Класифікація виявляє ключові аспекти: вимоги до даних, прозорість моделей, ступінь людського контролю, що має безпосередні наслідки для міської політики й управління даними в ШІ-підтримуваному зонуванні [3; 4], професійної практики та підготовки архітекторів до роботи з даними [5], а також суспільної довіри до середовищ, сформованих із залученням ШІ [6]. У підсумку інформаційно-алгоритмічний вимір сприяє більш поінформованій та відповідальній інтеграції ШІ в архітектуру, узгоджуючи технологічні можливості з муніципальними потребами та етичними стандартами.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Протягом останнього десятиліття інтерес до класифікації застосувань штучного інтелекту в архітектурі суттєво зріс. У систематичному огляді С. Янудеса (Socrates Yiannoudes) проаналізовано 75 публікацій (1995–2020), де показано, що орієнтовані на дані генеративні підходи (глибинні моделі для форми чи планувальних рішень) швидко розвиваються, але поки поступаються за кількістю традиційним пошуковим методам, таким як інтерактивні еволюційні обчислення та граматики форм [1].

Подальші роботи запропонували різні принципи впорядкування ШІ у проєктуванні. Б. Болек (Buse Bölek) та ін. поділили методи генеративного проєктування на шість класів і зіставили їх з архітектурними доменами (формоутворення, просторове планування, оптимізація показників тощо) [7], що підкреслює множинність підходів до класифікації (за типом завдання чи алгоритму). Е. Віссерс-Сімілон (Elieen Vissers-Similon) та ін. переосмислили техніки ШІ через рівні потенціалу (вхідні дані, вихід, взаємодія, креативність), а не за технічними класами [8]. Їх стратегічна класифікація, заснована на систематичному огляді, окреслює, які підходи ШІ є найбільш перспективними на ранніх стадіях проєктування [1; 8], зокрема, графове машинне навчання та трансформерні моделі як високо-потенційні методи поряд з еволюційними обчисленнями [8].

Це засвідчує зрушення, адже поза межами звичних CAD- та параметричних інструментів архітектори дедалі частіше працюють з орієнтованим на дані системами ШІ, від графових нейронних мереж (Graph neural networks, GNN) для просторового аналізу до загальнопризначених моделей типу DALL·E та Generative Pretrained Transformer (GPT), інтегрованих у проєктні робочі процеси. Одночасно фіксується зростання гібридних інструментів, зокрема, Р. С. Родріґес (Ricardo Cesar Rodrigues) та ін. описують мультимодальну платформу, що поєднує текстові описи, зображення та ескізи й інтерпретує їх за допомогою алгоритмів обробки природної мови (Natural language processing, NLP) та комп'ютерного зору в єдиному середовищі [9]; подібні рішення розвивають прості схеми класифікації, додатково обґрунтовуючи потребу в багатовимірній системі класифікації.

У низці теоретичних оглядів простежується, як окремі підгалузі ШІ поступово проникають в архітектурну практику. С. Чжуан (Xinwei Zhuang) та ін. фіксують парадигмальний зсув «від алгоритмів, керованих правилами, до моделей, керованих даними»

у генеративному проектуванні [10]: традиційні граматики форм і системи розв'язання обмежень дедалі частіше доповнюються або заміщуються нейронними мережами, еволюційними алгоритмами та навчанням з підкріпленням, що дозволяє генерувати складні форми та планувальні структури [10; 11]. Орієнтовані на дані підходи формують широкий спектр результатів, від 2D-зображень і 3D-моделей до інтегрованих BIM-компонентів (Building information modeling), що змушує дослідників аналізувати їх інформаційну сумісність зі звичними проектними робочими процесами [10; 11].

Паралельно розвиваються дослідження застосування ШІ для аналізу показників і планування: глибоке навчання з підкріпленням (Deep reinforcement learning, DRL) використовують для формування планувальних структур, зокрема оптимізації планів поверхів за критеріями суміжності та організації руху, демонструючи обнадійливу ефективність [12; 13]. Традиційне моделювання будівель доповнюється сурогатними моделями на основі машинного навчання, регресіями, деревами рішень і ансамблями (Random forest, RF; Gradient boosting machines, GBM), а також нейромережними регресорами (Artificial neural networks, ANN), що навчаються на результатах детального моделювання чи вимірювань і дозволяють швидко прогнозувати енергоспоживання та денне освітлення [14; 15]. У сукупності ці тенденції показують, що як вхідні дані (масиви результатів симуляцій і сенсорні потоки), так і алгоритмічна логіка (навчання на даних проти жорстко заданих правил) істотно варіюються між ШІ-інструментами.

Паралельно з технічним прогресом науковці та професійні об'єднання дедалі активніше аналізують вплив ШІ на архітектурну практику, авторство та етику. Опитування фіксують серед архітекторів стриманий оптимізм: ШІ сприймається як засіб автоматизації аналізу та джерело творчого натхнення, але рідко використовується поза етапом візуального опрацювання через алгоритмічну складність, дефіцит даних і потребу в спеціалізованій експертизі [2; 16]. Звіт Королівського інституту британських архітекторів (Royal Institute of British Architects, RIBA) додатково підкреслює занепокоєння щодо розподілу відповідальності й трансформації професійних ролей після впровадження ШІ-систем [17]. Водночас експериментальне дослідження Е. Зетин (Emine Zeytin) та ін. показало, що інструменти ШІ можуть розширювати діапазон опрацьованих варіантів, проте вимагають критичного нагляду, аби уникати шаблонних, надто узагальнених рішень [18].

Окремий напрям досліджень стосується етичних рамок. Л. Флоріді (Luciano Floridi) та ін. сформулювали для систем ШІ принципи благодіяння, невчинення шкоди, автономії, справедливості та пояснюваності [19], які є безпосередньо релевантними, коли архітектори впроваджують алгоритми, здатні ненавмисно закодовувати упередження або впливати на права користувачів [20; 21]. Відповідно, дедалі чіткіше усвідомлюється, що класифікація інструментів ШІ є не лише технічною задачею, а й процесом, пов'язаним із людським чинником, від змін в архітектурній освіті до управління проектними процесами, керованими даними [22].

Спираючись на попередні праці, дослідження фокусується на конкретному класифікаційному вимірі, який раніше радше непрямо згадувався, ніж чітко окреслювався, а саме інформаційно-алгоритмічному вимірі. Існуючі систематизації зазвичай зосереджувалися або на інформаційних аспектах, або на типах алгоритмів: наприклад, «evolutionary vs. learning-based» [1] чи «performance-driven vs. form-driven» [7], тоді як спроб явного поєднання обох ракурсів поки що небуло.

Запропонована модель інформаційно-алгоритмічного виміру інтегрує ці підходи через двовимірну матрицю, у якій інструменти позиціонуються за типом інформації та використовуваних алгоритмів. Вона відповідає закличкам сучасних досліджень розглядати ШІ в багатовимірному просторі технічних, людських і контекстуальних характеристик [1],

доповнює інші багатовимірні схеми (фізико-віртуальна інтеграція, форми взаємодії людини й ШІ) та узгоджується з рухом до цілісних онтологій архітектурних інструментів ШІ, покликаних орієнтувати подальший технологічний розвиток і напрями у сфері містопланування, професійних стандартів та регулювання даних.

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є розроблення та перевірка на практиці «інформаційно-алгоритмічного» виміру класифікації архітектурних ШІ-інструментів, що дає змогу системно впорядкувати їх за визначеними параметрами та категоріями. Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

- здійснити аналіз наявних підходів до систематизації ШІ-інструментів в архітектурі;
- на підставі цього аналізу обґрунтувати параметри та категорії «інформаційно-алгоритмічного» виміру класифікації й апробувати їх на ШІ-інструментах із відповідним описом.

Виклад основного матеріалу. У сучасній літературі з використання ШІ в архітектурі переважно аналізуються окремі програмні рішення або алгоритмічні підходи, тоді як узагальнювальні схеми для впорядкування самих інструментів залишаються фрагментарними. Це ускладнює для практиків і дослідників цілісний огляд та систематизацію архітектурних ШІ-інструментів, а також добір релевантних рішень під конкретні завдання та обмеження. Можливою відповіддю на цю прогалину може бути всеосяжна класифікація для архітектурних ШІ-інструментів, що спирається на чотири взаємопов'язані виміри класифікації.

Функціонально-результативний вимір упорядковує інструменти за їхньою роллю в проектному процесі та типом виходу (ескіз, планувальне рішення, показники ефективності тощо); *інформаційно-алгоритмічний вимір* характеризує джерела й подання даних, а також типи алгоритмів і парадигми навчання; *вимір життєвого циклу (процесний)* пов'язує інструменти зі стадіями проекту, інтеграцією в робочі процеси та провідними стейкхолдерами; *вимір відповідальності та сталості* фокусується на вимогах безпеки, етики, нормативної відповідності, ресурсної та екологічної ефективності. У сукупності ці виміри дають змогу розташувати конкретний інструмент у багатовимірному класифікаційному просторі й системно зіставляти рішення з технічних, функціональних, процесних та етико-екологічних позицій. У цій статті детально розгортається другий з названих вимірів, інформаційно-алгоритмічний, і уточняється його місце в загальній класифікації.

Інформаційно-алгоритмічний вимір класифікації структуровано навколо двох параметрів: інформаційного (І1–І7) та алгоритмічного (А1–А9). Інформаційний параметр описує домінуючий тип інформації, з якою працює інструмент ШІ в архітектурному контексті: від геометрії й візуальних даних до показників ефективності, динамічних сенсорних потоків та баз знань. Алгоритмічний параметр, своєю чергою, характеризує базову обчислювальну парадигму, від правилкових систем і параметричних алгоритмів до методів машинного навчання, глибинних мереж, генеративних моделей, навчання з підкріпленням та великих мовних і мультимодальних моделей.

Термін «інформаційно-алгоритмічний» позначає вимір, у якому ШІ-інструмент розглядається одночасно з двох ракурсів: *що саме* він опрацьовує (тип та структура вхідних/вихідних даних) і *як саме* це робить (клас алгоритмів і режим навчання). Кожен інструмент може бути розташований у точці перетину І-категорії та А-категорії відповідно, тобто пари, що найточніше відображає його домінуючий інформаційний профіль і алгоритмічну логіку. Такий підхід дає змогу послідовно порівнювати інструменти за джерелами та поданнями даних, ступенем «даносності», прозорістю й походженням

моделей, а також чутливістю до якості даних, формуючи основу для подальшого аналізу ризиків, вимог до експертизи та сценаріїв впровадження. Кожний параметр складається з відповідних інформаційних (I1–I7) та алгоритмічних (A1–A9) категорій.

В межах інформаційного параметру виокремлюється категорія «Геометричні та просторові дані» (I1), що охоплює формалізовані архітектурні подання: креслення у середовищах автоматизованого проектування (Computer-aided design, CAD), інформаційні моделі будівель, 3D-геометрію та просторові графи. До цієї категорії належать інструменти, для яких основним об'єктом опрацювання є форма, конфігурація та взаємне розташування елементів середовища, від планувальних структур до просторових моделей будівель і фрагментів міста. Саме на такому типі даних ґрунтуються як класичні параметричні підходи, так і сучасні генеративні моделі, що кодують і трансформують просторову конфігурацію в різних завданнях архітектурного проектування [1].

Ще одна категорія «Візуальні дані та сенсорні зображення» (I2) охоплює зображення та растрові подання середовища: фотографії, ескізи, супутникові знімки, рендери, а також зображення, отримані з датчиків (наприклад, тепловізійні скани, карти глибини, інфрачервоні чи мультиспектральні дані). До цієї категорії належать інструменти, для яких ключовим об'єктом опрацювання є візуальні характеристики простору: колір, фактура, освітленість, силуети, контури та інші образні й просторові ознаки, що зчитуються з растрового поля. На такому типі даних ґрунтуються, зокрема, згорткові нейронні мережі (Convolutional neural networks, CNN), що аналізують фотографії ділянки для контекстно орієнтованого проектування [23], а також дифузійні моделі (Diffusion models), що генерують варіанти зображень фасадів або візуальні концепції архітектурних об'єктів.

Наступна категорія «Дані про середовище та контекст» (I3), що містить вхідні дані про ділянку та ширший довкіллевий контекст: кліматичну статистику, траєкторію сонця, вітрові режими, рівні шуму, характеристики міського оточення, а також просторові шари, сформовані на основі геоінформаційних систем (Geographic Information Systems, GIS). До цієї категорії належать інструменти, для яких ключовим об'єктом опрацювання є не стільки сама форма будівлі, скільки взаємодія проектного рішення з навколишнім середовищем, від мікроклімату та інсоляції до щільності забудови та регламентів користування територією. Типовими прикладами є інструменти III для мікрокліматичного моделювання, що пропонують коригування об'ємно-просторової структури (Massing) задля поліпшення природного освітлення чи вітрового комфорту, а також генеративні платформи урбаністичного проектування, що інтегрують дані GIS, зонування та кліматичні характеристики для оптимізації параметрів ділянки [7].

Категорія «Програмні та функціональні вимоги» (I4) включає явно задані вимоги й критерії, що спрямовують проектні рішення. До цієї групи належить будівельна програма (розподіл площ за функціями, кількість та типи приміщень), вимоги суміжності та сценарії використання простору, числові обмеження (щільність, коефіцієнти використання території, габарити), будівельні норми та правила, а також формалізовані уподобання замовника, зафіксовані у текстовій, табличній чи числовій формі. Інструменти цієї категорії працюють насамперед із «логікою завдання», тобто описом того, *що саме* має забезпечити проект (функціональна програма, нормативні вимоги, цільові показники). Приклади включають системи, що генерують житлові та паркувальні схеми на основі квартирограми (Unit mix), параметрів ділянки та вимог до паркування, а також інструменти перевірки нормативної відповідності, де будівельні регламенти кодуються у вигляді формалізованих правил. Хоча такі системи можуть перетинатися з категорією I7 (бази знань), у випадку I4 домінує саме кодифікована програмна інформація, що визначає рамки допустимих рішень і слугує відправною точкою для алгоритмічного пошуку чи перевірки.

Категорія «Показники ефективності та дані моделювання» (I5) зосереджена на даних про поведінку й експлуатаційні характеристики будівлі та середовища: конструктивні навантаження, результати енергетичного моделювання, рівні природної та штучної освітленості, акустичні параметри, показники мікроклімату, орієнтовні витрати, вуглецевий слід тощо. До цієї категорії належать інструменти, для яких основним об'єктом опрацювання є кількісні показники функціонування систем, як отримані з детальних симуляцій (наприклад, Building Performance Simulation, BPS), так і з розрахунків чи вимірювань, що використовуються для порівняння та оптимізації варіантів. Інструменти I5 або безпосередньо споживають такі дані, наприклад, у багатокритеріальній оптимізації з використанням ШІ, де цикл пошуку рішень включає зворотний зв'язок від енергетичних симуляцій [7; 24], або генерують їх як вихід, зокрема, через сурогатні моделі машинного навчання, що прогнозують коефіцієнти запасу міцності конструкцій, енергоспоживання чи показники денного освітлення на основі геометричних і контекстуальних параметрів. Таким чином, категорія I5 фокусується на інформації, що «оцінює» проєкт з позицій продуктивності, комфорту, безпеки та вартості, і є центральною для підходів до проєктування, орієнтованих на показники ефективності.

Категорія «Динамічні сенсорні та користувацькі дані» (I6) включає дані реального часу та часові ряди, що надходять від сенсорів і користувачів в експлуатованих або змодельованих просторах. До цієї групи належать потоки даних від датчиків Інтернету речей (Internet of Things, IoT), зокрема температури, вологості, заповненості приміщень, сенсорів систем опалення, вентиляції та кондиціонування повітря (Heating, ventilation and air conditioning, HVAC), а також користувацькі дані: відгуки, моделі поведінки й біометричні показники, зафіксовані через застосунки, системи моніторингу чи середовища віртуальної реальності (Virtual reality, VR). Інструменти цієї категорії фокусуються на «живих» слідах взаємодії людини з середовищем і динаміці роботи будівельних систем. Прикладами є «розумні» системи керування середовищем, що використовують навчання з підкріпленням (Reinforcement learning, RL) на потоках сенсорних даних для адаптивного регулювання освітлення та HVAC, а також імерсивні VR-платформи з біометричним відстеженням користувачів, що дають змогу в реальному часі адаптувати простір або сценарії віртуального середовища у відповідь на фізіологічні та поведінкові реакції [25; 26].

Категорія «Галузеві знання та бібліотеки прецедентів» (I7) сфокусована на формалізованих ресурсах знань, на яких базується проєктна практика. До цієї групи належать бази даних референтних (precedent) проєктів, збірники типових рішень (pattern books), типологічні класифікації, а також експертні набори правил, у яких зібрано відповідний професійний досвід і норми. Для інструментів цієї категорії ключовим об'єктом опрацювання є не «сирі» дані, а структуровані знання, тобто узагальнені схеми, шаблони, евристики, що вже були відібрані та організовані людиною. Прикладами є системи виведення на основі прецедентів (Case-based reasoning, CBR), що пропонують варіанти проєктних рішень за аналогією з реалізованими об'єктами. До категорії I7 також відносяться семантичні структури інформаційного моделювання будівель, що виступають як формалізовані знаннєві моделі про елементи будівлі, їх властивості та взаємозв'язки. Такі ресурси дають змогу інструментам ШІ не лише обробляти дані, а й спиратися на накопичену «дисциплінарну пам'ять» галузі.

В межах алгоритмічного параметру виокремлюється категорія «Правилові системи та експертна логіка» (A1), що охоплює інструменти ШІ на основі символічного підходу (Symbolic AI), логічних правил і дерев рішень, заданих експертами. Вони не навчаються на даних у статистичному сенсі, а працюють за наперед сформульованими конструкціями якщо–то (if–then) та механізмами логічного виведення (Inference engines), де галузеве знання

явно кодується у вигляді правил, обмежень і зв'язків. До категорії A1 належать, зокрема, ранні експертні системи в архітектурі, розроблені для автоматизованого формування планувальних структур (Space layout expert systems), а також сучасні засоби перевірки правил в інформаційному моделюванні будівель, що здійснюють нормативний контроль на основі жорстко закодованих регламентів [27]. Такі системи прозорі щодо логіки, але залежать від постійного ручного оновлення бази знань.

Категорія «Параметричні алгоритми та алгоритми розв'язання обмежень» (A2) включає інструменти алгоритмічного проектування, де варіанти рішень отримують через варіювання параметрів або розв'язання явно заданих систем обмежень, без навчання моделей на даних. Характерні приклади: CityEngine із правилами граматики форм (Shape grammar rules) для генерування міської морфології та параметричні скрипти в Grasshopper3D з розв'язувачами обмежень (Constraint solvers). Модуль Galapagos (Genetic algorithm, GA) перебуває на межі A2/A3: «чисте» лінійне програмування чи спеціальні спеціально розроблені алгоритми розв'язання обмежень належать до A2, тоді як пошук із популяціями та функцією пристосованості тяжіє до еволюційних методів A3.

Категорія «Еволюційні та оптимізаційні алгоритми» (A3) зосереджена на інструментах, що застосовують еволюційні обчислення (Evolutionary computing) та евристичний пошук: генетичні алгоритми (Genetic algorithms, GA), генетичне програмування (Genetic programming, GP), метод рою частинок (Particle swarm optimization, PSO), оптимізацію на основі мурашиних колоній (Ant colony optimization) тощо. Вони працюють із популяцією рішень, що еволюціонує через відбір, схрещування й мутації, оптимізуючи задані цільові функції. В архітектурі A3 включає багатокритеріальні GA для оптимізації конструктивних та енергетичних показників фасаду чи будівлі [28] і плагін Wallacei (NSGA-II) для формоутворення, причому якість результатів залежить від постановки цілей, обмежень і параметрів алгоритму.

Наступною є категорія «Агент-орієнтовані моделі та клітинні автомати» (A4), що стосується системи, де складна просторова конфігурація виникає з взаємодії багатьох простих елементів. В агент-орієнтованих моделях (Agent-based models, ABM) агентами виступають люди, транспорт чи інші «актори», що діють за локальними правилами, реагуючи на оточення. У клітинних автоматах (Cellular automata, CA) змінюється стан клітин регулярної решітки. Унаслідок багаторазової ітерації локальних правил формуються глобальні просторові картини переміщення, щільності чи розподілу функцій. Типовими прикладами A4 є моделі імітації натовпу та клітинно-автоматні моделі зонування або еволюції міської тканини, особливо корисні для аналізу колективної динаміки й сценаріїв самоорганізації.

В розрізі категорії «Класичне машинне навчання» (A5) розглядаються методи машинного навчання (ML): регресії (лінійні, нелінійні), моделі й ансамблі (дерева рішень, випадкові ліси, градієнтний бустинг), машини опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), алгоритми кластеризації (K-means clustering), баєсівські мережі (Bayesian networks), системи нечіткої логіки (Fuzzy logic systems). На відміну від глибинних нейронних мереж (A6), вони працюють із наперед сформованими ознаками, потребують навчальних вибірок меншого обсягу й є інтерпретованими. В архітектурі A5 використовують для класифікації стилю (SVM), кластеризації житлових типологій і використання, регресійного й ансамблевого прогнозування енергоспоживання, комфорту та природного освітлення, а також у системах нечіткої логіки для підтримки ранніх рішень щодо об'ємно-просторової структури [29].

До категорії «Глибинні нейронні мережі» (A6) відносяться інструменти, засновані на багатопарових глибинних мережах (Deep neural networks, DNN), що навчаються на значних за обсягом масивах даних і здатні наближати складні нелінійні залежності. До цієї групи

належать мережі прямого розповсюдження (Feedforward neural networks), згорткові нейронні мережі (Convolutional neural networks, CNN) для роботи з візуальними даними, рекурентні архітектури (Recurrent neural networks, RNN), а також графові нейронні мережі (Graph neural networks, GNN) для реляційних структурованих даних. На відміну від класичного ML (A5), вони автоматично вилучають релевантні ознаки, але потребують значних навчальних вибірок і є менш прозорими, що породжує виклики пояснюваності та перевірки результатів. В архітектурі A6 включає CNN для класифікації аерофотознімків і виявлення ділянок під забудову [30; 31], моделі прогнозу теплового комфорту чи якості повітря за сенсорними потоками, GNN для аналізу планувальних графів; генеративні застосування відносять до A7.

Категорія «Генеративні моделі штучного інтелекту» (A7) передбачає інструменти, що синтезують новий проєктний контент на основі розподілів, вивчених із даних: генеративні змагальні мережі (Generative adversarial networks, GAN), варіаційні автоенкодері (Variational autoencoders, VAE) та дифузійні моделі (Diffusion models). У архітектурі це, зокрема, GAN, що генерують планувальні рішення з функціональних схем, і text-to-image дифузійні моделі (Stable Diffusion, DALL·E), що поєднують Natural language processing (NLP) з генеративним комп'ютерним зором для створення концептуальних візуалізацій. Моделі A7 зазвичай потребують великих навчальних наборів I2/I7 та значних обчислювальних ресурсів [1], постаючи як «чорні скриньки» з простим інтерфейсом, але обмеженим контролем і потенційними упередженнями результатів.

Категорія «Навчання з підкріпленням» (A8) фокусується на інструментах, що застосовують навчання з підкріпленням або глибинне навчання з підкріпленням (Deep reinforcement learning, DRL), у межах яких агент навчається на основі зворотного зв'язку (нагород/штрафів), взаємодіючи з середовищем чи симуляційною моделлю. Такі підходи особливо актуальні для задач із послідовним ухваленням рішень та дуже складними просторами пошуку. У архітектурі до A8 належать, зокрема, RL-агенти (Multi-agent RL), що поетапно розміщують приміщення, «розгортаючи» план поверху з максимізацією відповідності вимогам суміжності та якості видів [12], а також системи, що в реальному часі керують елементами «розумного» фасаду для балансу між денним світлом і тепловими надходженнями, а також багатоагентне RL для багатокритеріального формування планувальних структур [12; 13].

Категорія «Великомасштабний ШІ та базові моделі» (A9) включає трансформерні архітектури та інші базові моделі (Foundation models), дуже великі попередньо навчені моделі загального призначення, що надалі адаптуються до архітектурних завдань. Сюди належать великі мовні моделі (Large language models, LLM) для роботи з текстом і мультимодальні моделі (CLIP-подібні), що пов'язують мовні описи з архітектурними зображеннями. На практиці LLM аналізують будівельні норми, формують перевірювані правила, оцінюють відповідність BIM-моделей або інтерпретують зворотний зв'язок користувача, тоді як GAN/дифузійні моделі синтезують візуальні варіанти; такий підхід демонструють експерименти Д. Ко (Jaechang Ko) та ін. [32]. Базові моделі поєднують гнучкість із значною обчислювальною вартістю, залежністю від якості корпусів даних і низькою прозорістю, що обґрунтовує виокремлення A9 як категорії.

Для демонстрації інформаційно-алгоритмічного виміру класифікації розглянуто декілька прикладів ШІ-інструментів, платформ, систем, реальних або прототипів, кожний з яких охоплює відповідні інформаційні та алгоритмічні категорії (Таблиця 1).

Таблиця 1. Приклади ШІ-інструментів в розрізі інформаційно-алгоритмічного виміру

ШІ-інструмент	I–A пара	Функціональне	Етап використання
---------------	----------	---------------	-------------------

		призначення	
Spacemaker	I3–A3	Генеративне планування та аналіз ділянки	Передпроектний аналіз і концептуальне містобудівне проектування
TestFit	I4–A2	Швидка перевірка житлової забудови й паркінгу	Ранні стадії будівельного проекту
Finch3D	I1–A7	Генерація квартирних планів за заданим контуром	Концептуальне та ескізне планування поверхів
ML-сурогати для енергетики та денного освітлення	I5–A5	Швидкий прогноз енергоспоживання та денного освітлення	Ранні проектні ітерації / варіантні дослідження
Еволюційне калібрування енергетичних моделей будівель	I5–A3	Автоматизоване калібрування енергетичних моделей	Експлуатація існуючих будівель
Дифузійні моделі text-to-image (Midjourney, DALL·E, Stable Diffusion)	I7–A7	Генерація концептуальних архітектурних візуалізацій	Концептуалізація / ідейний пошук
Імерсивні VR-робочі процеси на базі iMotions	I6–A6	Імерсивне оцінювання користувацького досвіду простору	Оцінка та перевірка проектних рішень перед реалізацією
UpCodes AI / Copilot	I4–A9/A1	Інтерпретація будівельних норм і перевірка BIM на відповідність	Проектування та експертиза / погодження
HuPAR	I7–A2/A3	Автоматизація проектних рішень через модульні функції	Проектування будівлі/споруди
AutoTruss	I1/I5–A8	Генерація варіантів фермових конструкцій на основі RL	Концептуальне конструктивне проектування
CityZoom	I6–A5/A6	Експрес-аналіз міських сценаріїв трафіку й енергії	Стратегічне планування та ранні етапи masterplan

Oasys MassMotion	I1–A4	Агент-орієнтоване моделювання пішохідних потоків, щільності, вузьких місць та евакуації	Проектування та передексплуатаційна оцінка безпеки (аналіз пішохідних сценаріїв й евакуації)
ArcGIS Pro + Image Analyst	I2–A6	Автоматизоване виявлення, класифікація та інвентаризація просторових об'єктів на аерокосмічних зображеннях	Передпроектний аналіз території та містобудівне планування (оновлення базових GIS-шарів, оцінка ділянок)

В якості першого прикладу можна навести Spacemaker від компанії Autodesk (I3–A3), хмарний інструмент містобудівного проектування, що опрацьовує розширений набір контекстних даних I3 (топографія, дані GIS, клімат, шум) й генерує варіанти забудови з оцінкою інсоляції, оглядів і щільності. Алгоритмічно застосовується багатокритеріальний генетичний алгоритм A3, що еволюціонує схеми масингу на основі результатів симуляцій [7]. За даними Autodesk, інструмент здатний дослідити сотні ітерацій за години й демонстрував до 50 % поліпшення інсоляції тестових ділянок за дотримання вимог зонінгу [1; 7]. Роль фахівця полягає в налаштуванні критеріїв і контролі рішень.

Ще одним прикладом є TestFit – генератор будівельних планувань у реальному часі (I4–A2). Цей параметричне програмне забезпечення використовується для багатоквартирної забудови й паркінгів, що працює з I4-програмними вимогами: розміри ділянки, норми паркування, відступи, поверховість тощо. Ядром системи є рушій A2, тобто алгоритми пакування та розв'язання обмежень, що без навчання на даних підбирають конфігурації паркінгу й «обгортають» їх житловими одиницями. За лічені секунди інструмент формує кілька варіантів планувальної структури, у бенчмарках зафіксовано генерацію десятків схем менш ніж за 15 секунд [16]. Швидкодія досягається завдяки вбудованій бібліотеці типових рішень, тому архітектори використовують результати як відправну точку для подальшого доопрацювання.

Наступним є Finch3D – генеративний плагін для Grasshopper3D (I1–A7). Інструмент працює з I1-геометрією, так користувач задає контур будівлі, а Finch3D автоматично формує варіанти планів поверху. У його «ядрі» використано генеративну нейромережеву модель типу VAE, натреновану на множині наявних планів, вона кодує просторові закономірності у багатовимірному прихованому (латентному) просторі ознак і відтворює їх у вигляді нових планувальних варіантів. Навчання потребує значних обчислень на графічному процесорі (Graphics Processing Unit, GPU), проте подальша генерація відбувається майже в реальному часі, демонструючи, як глибинні генеративні моделі A7 можуть доповнювати звичні параметричні середовища проектування.

Також в якості прикладів на перетині категорій інформаційного та алгоритмічного вимірів можуть бути наведені сурогатні моделі ефективності на основі машинного навчання (ML) для енергії й денного освітлення (I5–A5). Ці дослідницькі інструменти поєднують моделювання експлуатаційних показників будівель (BPS) з класичним ML [14; 15]. Вхідними даними є масиви I5-результатів детальних симуляцій (енергія, денне світло) та відповідна I1-геометрія. Процес полягає в тому, що регресійні й ансамблеві моделі навчаються відображати геометричні та контекстуальні ознаки у простір показників ефективності (категорія A5), таким чином на виході миттєві прогнози сонячної радіації, питомого енергоспоживання чи корисної освітленості. Такі сурогати реалізуються як плагіни до

BIM/CAD, прискорюють ранні ітерації сталого проєктування, але потребують перенавчання під відповідні кліматичні та типологічні умови [14; 15].

В розрізі інформаційно-алгоритмічного виміру також можна розглянути еволюційні підходи до калібрування енергетичних моделей будівель (I5–A3). Ранні рішення типу AutoTune Oak Ridge National Laboratory показали, що генетичні алгоритми можуть автоматично налаштовувати параметри енергетичних моделей за лічильниковими даними, замінюючи ручне калібрування методом «спроб і помилок» [33]. Сучасні калібрувальні системи працюють з I5-даними (профілями енергоспоживання, результатами BPS) у зв'язці з базовою моделлю в спеціалізованому ПЗ для енергетичного моделювання будівель EnergyPlus, формуючи популяції варіантів параметрів огорожувальних конструкцій, систем HVAC і графіків експлуатації й поетапно змінюють їх так, щоб зменшити розрив між змодельованим та фактичним споживанням енергії, у підсумку отримується відкалібрована модель із невеликою похибкою близько 5–10 %, сформована після запуску тисяч симуляцій в хмарній інфраструктурі.

Наступним прикладом є дифузійні моделі перетворення тексту на зображення (Midjourney, DALL·E, Stable Diffusion) для концептуального проєктування (I7–A7). Архітектори використовують універсальні text-to-image дифузійні моделі для генерації концептів із текстових промптів, що трактуються як I7 (семантизовані галузеві знання та прецеденти). Алгоритмічно це A7 (генеративні моделі III): мережі, навчені на великих масивах зображень, включно з архітектурними візуалізаціями [25]. В результаті можуть бути отримані варіанти концепт-арту, «мудборди» й перші проєктні ідеї, що істотно прискорюють ранню стадію проєктування. Подібні інструменти працюють на хмарних GPU і швидко поширилися в практиці після 2023 року, незважаючи на все ще не вирішені питання щодо порушення авторського права та упереджень даних [1].

Ще одним прикладом є iMotions Research Platform, що забезпечує імерсивне оцінювання простору із синхронізованими біометричними даними (I6–A6). У цьому робочому процесі проєктні рішення тестуються у VR-сценаріях будівель, тоді як система реєструє динамічні користувацькі дані I6, а саме траєкторії погляду, електродермальну активність, частоту серцевих скорочень та рух у просторі. Синхронізовані часові ряди аналізуються глибинними нейронними мережами A6 (наприклад, CNN/RNN) для виявлення закономірностей уваги, стресу чи дезорієнтації та формування карт проблемних зон середовища [34]. Інструмент застосовується переважно в дослідницьких і лабораторіях користувацького досвіду (User Experience, UX) та потребує суворого дотримання етичних і приватних протоколів під час роботи з біометрією.

Наступною є UpCodes AI/Copilot – III-підтримувана інтерпретація будівельних норм і перевірка BIM-моделей (гібрид I4–A9/A1). UpCodes працює з I4-текстами кодів і, через плагіни, з I1-моделями BIM (Revit тощо). Велика мовна модель (A9) допомагає знаходити релевантні пункти, тлумачити вимоги та уточнювати їх застосовність до конкретного проєкту, тоді як правилочий рушій A1 виконує формалізовані перевірки моделі (ширина коридорів, евакуаційні виходи тощо). Результатом є список порушень і пояснень, що скорочує ручну роботу з кодами, але потребує людського контролю й регулярного оновлення норм. Приклад демонструє практичну реалізацію поєднання мовних моделей і детермінованої перевірки.

Також слід відмітити модульну платформу Нураг для автоматизації проєктування зі змішаними методами (I7–A2/A3). Нураг реалізує підхід «програмованої архітектури»: користувач комбінує функції, що кодують галузеві знання (I7) та параметричні/правилочі сценарії, для автоматичного розміщення сходів, несного каркаса, інженерії тощо. Вхідні дані можуть включати геометрію, табличні програми, дані GIS (I1, I3, I4), тоді як окремі модулі

використовують алгоритми розв'язання обмежень (A2) та еволюційні оптимізатори (A3) для підбору конфігурацій. На виході формується узгоджена 3D-модель, що може бути доопрацьована у BIM.

Асистент проектування фермових конструкцій AutoTruss (I5/I1–A8) використовує I1-дані (геометрія прольоту та опор) та I5-дані (напруження, прогини, маса конструкції) й алгоритмічно належить до категорії A8 (навчання з підкріпленням). Проектувальник задає проліт, схеми навантаження та необхідні обмеження. Далі RL-агент послідовно додає або вилучає стержні, після кожного кроку виконується розрахунок, а функція винагороди «наказує» зменшувати власну вагу конструкції, але штрафує за порушення критеріїв міцності та жорсткості [11]. Після навчання RL-агент здатний швидко пропонувати варіанти ферм, однак кожен із них потребує професійної експертної перевірки, що підкреслює людиноцентричний характер інструменту.

Інструмент міського моделювання CityZoom, що прискорює оцінювання трафіку, енергоспоживання та забруднення (I6–A5/A6). Він працює з динамічними міськими часовими рядами, а саме потоки транспорту, навантаження на мережу (I6) та статичними GIS-даними (I3). Використовуваний метод градієнтного бустингу, тобто ансамбль дерев рішень, які послідовно уточнюють помилки одне одного, для прогнозування затримок на перехрестях (A5), а також прості нейронні мережі для оцінки енергопотреб будівель залежно від форми забудови та рівня заселеності (A6). Це дає змогу майже миттєво оцінювати вплив сценаріїв розвитку (транзитоорієнтована забудова, нові дороги) з похибкою близько 10–15 %, швидко відсіюючи непридатні варіанти та підтримуючи експрес-аналіз містобудівних стратегій за умови якісних навчальних даних [35].

Комерційний інструмент пішохідної мікросимуляції Oasys MassMotion (I1–A4), де рух людей у будівлях і міському середовищі моделюється як взаємодія автономних агентів у 3D-просторі (Agent-based models, ABM). В інформаційному вимірі домінує I1: геометрія планів, об'ємів, проходів, сходів, дверей та іншого, що задає топологію руху. Алгоритмічно інструмент відповідає A4: агенти з індивідуальними профілями приймають локальні рішення щодо маршруту, породжуючи ефекти скупчення, черг і «вузьких місць». Результатом є показники часу евакуації, щільності та швидкостей потоків, що потребують калібрування й верифікації за емпіричними даними [36].

ArcGIS у конфігурації з модулем ArcGIS Image Analyst (I2–A6) підтримує GeoAI-процеси аналізу аеро- та супутникових знімків для оновлення базових шарів забудови, доріг, зелені тощо. В інформаційному вимірі домінує I2, коли вхідною інформацією є растрові зображення, а на виході отримуються векторні контури або класифіковані растр-шари, придатні для подальшого GIS-аналізу щільності й змін. Алгоритмічно ArcGIS реалізує A6: згорткові глибинні нейронні мережі (CNN та похідні) для виявлення, класифікації й сегментації; моделі можна перенавчати на локальних даних, але вони потребують перевірки точності й обережного перенесення між регіонами [37].

Висновки. У науковій статті представлено інформаційно-алгоритмічний вимір класифікації архітектурних ШІ-інструментів і показано, як їх можна системно впорядкувати за двома групами параметрів: інформаційним (I1–I7) та алгоритмічним (A1–A9). Інформаційні категорії охоплюють геометричні та просторові дані, візуальні подання, контекст і середовище, програмні вимоги, показники ефективності, динамічні сенсорні й користувацькі дані, а також галузеві знання та бібліотеки прецедентів. Алгоритмічні категорії включають правилкові системи, параметричні та оптимізаційні підходи, класичне машинне навчання, глибинні нейронні мережі, генеративні моделі, навчання з підкріпленням і великомасштабні базові моделі.

Запропонована схема показує, що різномірний набір інструментів, від генераторів планувальних рішень до платформ міського моделювання та імерсивної аналітики, може бути розміщений у матриці I–A через характеристику типу використаної інформації та домінуючої алгоритмічної логіки. Аналіз III-інструментів демонструє як комбінації, наприклад, I1–A3/A7 та I5–A5/A6, пов’язані відповідно з генерацією форми та оцінюванням ефективності, так і малорозвинені осередки класифікації, що окреслюють перспективні напрями досліджень, а саме застосування навчання з підкріпленням до середовищного контексту, генерація рішень безпосередньо з програмних описів тощо. Виявлено також характерні закономірності: обернену кореляцію між «інформаційною насиченістю» та складністю алгоритмів, мультимодальність майбутніх систем, гібридизацію базових моделей із правилувою перевіркою.

Узагальнюючи, інформаційно-алгоритмічний вимір класифікації формує стійкий каркас для розуміння того, як архітектурні III-інструменти поєднують дані та методи обробки. У поєднанні з іншими вимірами багатовимірної класифікації (функціонально-результативним, виміром життєвого циклу та виміром відповідальності й сталості) він сприяє більш свідомій інтеграції III в архітектурні та містопланувальні процеси. На практичному рівні цей вимір може слугувати орієнтиром для добору й комбінування інструментів у цифрових робочих процесах, планування навчальних курсів, що готують архітекторів до роботи з даними та алгоритмами, а також для формування дослідницьких програм, спрямованих на заповнення виявлених прогалів у знаннях та практиці архітектурного III.

Подальше дослідження може бути спрямовано на поглиблене вивчення наступного виміру класифікації, виміру життєвого циклу (процесного), розкриття його структури та відповідної систематизації III-інструментарію в архітектурі.

Література:

- [1] Yiannoudes S. Shaping architecture with generative artificial intelligence: Deep learning models in architectural design workflow. *Architecture*. 2025. Vol. 5. № 4. P. 94. DOI: 10.3390/architecture5040094
- [2] Vergunova N. Artificial intelligence tools in architecture. *Municipal Economy of Cities. Series: Engineering Science and Architecture*. 2024. Vol. 4. № 185. P. 69–74. DOI: 10.33042/2522-1809-2024-4-185-69-74
- [3] Lněnička M., Hervert P., Horák O. Understanding big data and data protection measures in smart city strategies: An analysis of 28 cities. *Urban Governance*. 2024. Vol. 4. № 4. P. 255–273. DOI: 10.1016/j.ugj.2024.12.008
- [4] Sanchez T. W., Brenman M., Ye X. The ethical concerns of artificial intelligence in urban planning. *Journal of the American Planning Association*. 2025. Vol. 91. № 2. P. 294–307. DOI: 10.1080/01944363.2024.2355305
- [5] Araujo T., Helberger N., Kruikemeier S., de Vreese C. H. In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence. *AI & Society*. 2020. Vol. 35. № 3. P. 611–623. DOI: 10.1007/s00146-019-00931-w
- [6] Komatina D., Miletić M., Mosurović Ružičić M. Embracing artificial intelligence (AI) in architectural education: A step towards sustainable practice? *Buildings*. 2024. Vol. 14. № 8. P. 2578. DOI: 10.3390/buildings14082578
- [7] Bölek B., Tural O., Özbaşaran H. A systematic review on artificial intelligence applications in architecture. *Journal of Design for Resilience in Architecture and Planning*. 2023. Vol. 4. № 1. P. 91–104. DOI: 10.47818/DRArch.2023.v4i1085

- [8] Vissers-Similon E., Dounas T., De Walsche J. Classification of artificial intelligence techniques for early architectural design stages. *International Journal of Architectural Computing*. 2025. Vol. 23. № 2. P. 387–404. DOI: 10.1177/14780771241260857
- [9] Rodrigues E., Tavares T., Nolasco A., Leite V., Leitão A. Toward the integration of language, sketches, and images in conceptual design workflows. *Proceedings of the 41st Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture (ACADIA 2021)*. 2021. P. 572–581. DOI: 10.52842/conf.acadia.2021.572
- [10] Zhuang X., Zhu P., Yang A., Caldas L. Machine learning for generative architectural design: Advancements, opportunities, and challenges. *Automation in Construction*. 2025. Vol. 174. P. 106129. DOI: 10.1016/j.autcon.2025.106129
- [11] Li C., Zhang T., Du X., Zhang Y., Xie H. Generative AI models for different steps in architectural design: A literature review. *Frontiers of Architectural Research*. 2025. Vol. 14. № 3. P. 759–783. DOI: 10.1016/j.foar.2024.10.001
- [12] Luo G., Zhou X., Feng L., Liu J., Liu P., Liao Y., Shan W., Qi H. Controllable and flexible residential floor plan layout design based on multi-agent deep reinforcement learning with layout prior size and similar experience abandon. *Advanced Engineering Informatics*. 2025. Vol. 68. Part B. P. 103702. DOI: 10.1016/j.aei.2025.103702
- [13] Kakooee R., Dillenburger B. Reimagining space layout design through deep reinforcement learning. *Journal of Computational Design and Engineering*. 2024. Vol. 11. № 3. P. 43–55. DOI: 10.1093/jcde/qwae025
- [14] Markarian E., Azar E. Predicting energy consumption and thermal comfort in buildings using a hybrid machine learning and building performance simulation approach. *Proceedings of Building Simulation 2023: 18th Conference of the International Building Performance Simulation Association (BS2023)*. 2023. P. 992–999. DOI: 10.26868/25222708.2023.1398
- [15] Alsharif R., Arashpour M., Golafshani E., Bazli M., Mohandes S. R. Ensemble machine learning framework for daylight modelling of various building layouts. *Building Simulation*. 2023. Vol. 16. № 11. P. 2049–2061. DOI: 10.1007/s12273-023-1045-x
- [16] Li C., Zhang T., Du X., Zhang Y., Xie H. Generative AI models for different steps in architectural design: A literature review. *Frontiers of Architectural Research*. 2025. Vol. 14. № 3. P. 759–783. DOI: 10.1016/j.foar.2024.10.001
- [17] Royal Institute of British Architects. (2024, April 15). *RIBA Artificial Intelligence Report*. Royal Institute of British Architects (official website). Retrieved from: <https://www.architecture.com/knowledge-and-resources/resources-landing-page/riba-ai-report-2024>
- [18] Zeytin E., Öztürk Kösençiğ K., Öner D. The role of AI design assistance on the architectural design process: An empirical research with novice designers. *Journal of Computational Design*. 2024. Vol. 5. № 1. P. 1–30. DOI: 10.53710/jcde.1421039
- [19] Floridi L., Cows J., Beltrametti M., Chatila R., Chazerand P., Dignum V., Luetge C., Madelin R., Pagallo U., Rossi F., Schafer B., Valcke P., Vayena E. AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*. 2018. Vol. 28. № 4. P. 689–707. DOI: 10.1007/s11023-018-9482-5
- [20] Behzadan A., Dabiri A. Factors influencing human trust in intelligent built environment systems. *AI and Ethics*. 2025. Vol. 5. № 6. P. 5841–5855. DOI: 10.1007/s43681-025-00813-6
- [21] Campo-Ruiz I. Artificial intelligence may affect diversity: Architecture and cultural context reflected through ChatGPT, Midjourney, and Google Maps. *Humanities and Social Sciences Communications*. 2025. Vol. 12. P. 24. DOI: 10.1057/s41599-024-03968-5
- [22] Komatina D., Miletic M., Mosurovic Ružičić M. Embracing artificial intelligence (AI) in architectural education: A step towards sustainable practice? *Buildings*. 2024. Vol. 14. № 8. P. 2578. DOI: 10.3390/buildings14082578
- [23] Sun H., Xu H., He H., Wei Q., Yan Y., Chen Z., Li X., Zheng J., Li T. A spatial analysis of urban streets under deep learning based on street view imagery: Quantifying perceptual and

- elemental perceptual relationships. *Sustainability*. 2023. Vol. 15. № 20. P. 14798. DOI: 10.3390/su152014798
- [24] Markarian E., Azar E. Predicting energy consumption and thermal comfort in buildings using a hybrid machine learning and building performance simulation approach. *Proceedings of Building Simulation 2023: 18th Conference of the International Building Performance Simulation Association (BS2023)*. 2023. P. 992–999. DOI: 10.26868/25222708.2023.1398
- [25] Ergan S., Radwan A., Zou Z., Tseng H.-A., Han X. Quantifying human experience in architectural spaces with integrated virtual reality and body sensor networks. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 2019. Vol. 33. № 2. P. 04018062. DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000812
- [26] Kim J., Kim N. Quantifying emotions in architectural environments using biometrics: A systematic review. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12. № 19. P. 9998. DOI: 10.3390/app12199998
- [27] Preidel C., Borrmann A. BIM-based code compliance checking. In: Borrmann A., König M., Koch C., Beetz J. (eds.) *Building Information Modeling: Technology Foundations and Industry Practice*. Springer. 2018. P. 367–381. DOI: 10.1007/978-3-319-92862-3_22
- [28] Fan Z., Liu M., Tang S. A multi-objective optimization design method for gymnasium facade shading ratio integrating energy load and daylight comfort. *Building and Environment*. 2021. Vol. 207. P. 108527. DOI: 10.1016/j.buildenv.2021.108527
- [29] Al Rafay Consulting. (2024, May 27). Exploring the types of AI: An in-depth guide to all types of artificial intelligence. Al Rafay Consulting Blog. Retrieved from: <https://alrafayglobal.com/types-of-ai-unveiled-a-detailed-guide-on-all-types-of-ai-models/>
- [30] Qiu T., He H., Liang X., Chen F., Chen Z., Liu Y. Using different training strategies for urban land-use classification based on convolutional neural networks. *Frontiers in Environmental Science*. 2022. Vol. 10. P. 981486. DOI: 10.3389/fenvs.2022.981486
- [31] Cao C., Dragičević S., Li S. Land-Use Change Detection with Convolutional Neural Network Methods. *Environments*. 2019. Vol. 6. № 2. P. 25. DOI: 10.3390/environments6020025
- [32] Ko J., Ajibefun J., Yan W. Experiments on generative AI-powered parametric modeling and BIM for architectural design. *arXiv*. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2308.00227
- [33] Oak Ridge National Laboratory. (2016, October 3). Buildings – Calibrating energy savings. Oak Ridge National Laboratory (official website). Retrieved from: <https://www.ornl.gov/news/buildings-calibrating-energy-savings>
- [34] iMotions. (2025). iMotions Research Platform. iMotions (official website). Retrieved from: <https://imotions.com/>
- [35] Hashem I. A. T., Chang V., Anuar N. B., Adewole K. S., Yaqoob I., Gani A., Ahmed E., Chiroma H. The role of big data in smart city. *International Journal of Information Management*. 2016. Vol. 36. № 5. P. 748–758. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2016.05.002
- [36] Rivers E., Jaynes C., Kimball A., Morrow E. Using Case Study Data to Validate 3D Agent-based Pedestrian Simulation Tool for Building Egress Modeling. *Transportation Research Procedia*. 2014. Vol. 2. P. 123–131. DOI: 10.1016/j.trpro.2014.09.016
- [37] ArcGIS Pro Documentation. (2025). An overview of the deep learning toolset in Image Analyst. ArcGIS Pro Documentation (official website). Retrieved from: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/an-overview-of-the-deep-learning-toolset-in-image-analyst.htm>

References:

- [1] Yiannoudes, S. (2025). Shaping architecture with generative artificial intelligence: Deep learning models in architectural design workflow. *Architecture*, 5(4), 94. <https://doi.org/10.3390/architecture5040094>
- [2] Vergunova, N. (2024). Artificial intelligence tools in architecture. *Municipal Economy of Cities. Series: Engineering Science and Architecture*, 4(185), 69–74. <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2024-4-185-69-74>

- [3] Lněnička, M., Hervert, P., & Horák, O. (2024). Understanding big data and data protection measures in smart city strategies: An analysis of 28 cities. *Urban Governance*, 4(4), 255–273. <https://doi.org/10.1016/j.ugj.2024.12.008>
- [4] Sanchez, T. W., Brenman, M., & Ye, X. (2025). The ethical concerns of artificial intelligence in urban planning. *Journal of the American Planning Association*, 91(2), 294–307. <https://doi.org/10.1080/01944363.2024.2355305>
- [5] Araujo, T., Helberger, N., Kruike-meier, S., & de Vreese, C. H. (2020). In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence. *AI & Society*, 35(3), 611–623. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00931-w>
- [6] Komatina, D., Miletić, M., & Mosurović Ružičić, M. (2024). Embracing artificial intelligence (AI) in architectural education: A step towards sustainable practice? *Buildings*, 14(8), 2578. <https://doi.org/10.3390/buildings14082578>
- [7] Bölek, B., Tural, O., & Özbaşaran, H. (2023). A systematic review on artificial intelligence applications in architecture. *Journal of Design for Resilience in Architecture and Planning*, 4(1), 91–104. <https://doi.org/10.47818/DRArch.2023.v4i1085>
- [8] Vissers-Similon, E., Dounas, T., & De Walsche, J. (2024). Classification of artificial intelligence techniques for early architectural design stages. *International Journal of Architectural Computing*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1177/14780771241260857>
- [9] Rodrigues, E., Tavares, T., Nolasco, A., Leite, V., & Leitão, A. (2021). Toward the integration of language, sketches, and images in conceptual design workflows. *Proceedings of the 41st Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture (ACADIA 2021)*, 572–581. <https://doi.org/10.52842/conf.acadia.2021.572>
- [10] Zhuang, X., Zhu, P., Yang, A., & Caldas, L. (2025). Machine learning for generative architectural design: Advancements, opportunities, and challenges. *Automation in Construction*, 174, 106129. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106129>
- [11] Li, C., Zhang, T., Du, X., Zhang, Y., & Xie, H. (2025). *Generative AI models for different steps in architectural design: A literature review*. *Frontiers of Architectural Research*, 14(3), 759–783. <https://doi.org/10.1016/j.foar.2024.10.001>
- [12] Luo, G., Zhou, X., Feng, L., Liu, J., Liu, P., Liao, Y., Shan, W., & Qi, H. (2025). Controllable and flexible residential floor plan layout design based on multi-agent deep reinforcement learning with layout prior size and similar experience abandon. *Advanced Engineering Informatics*, 68, 103702. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.103702>
- [13] Kakooee, R., & Dillenburger, B. (2024). Reimagining space layout design through deep reinforcement learning. *Journal of Computational Design and Engineering*, 11(3), 43–55. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwae025>
- [14] Markarian, E., & Azar, E. (2023). Predicting energy consumption and thermal comfort in buildings using a hybrid machine learning and building performance simulation approach. *Proceedings of Building Simulation 2023: 18th Conference of the International Building Performance Simulation Association (BS2023)*, 992–999. <https://doi.org/10.26868/25222708.2023.1398>
- [15] Alsharif, R., Arashpour, M., Golafshani, E., Bazli, M., & Mohandes, S. R. (2023). Ensemble machine learning framework for daylight modelling of various building layouts. *Building Simulation*, 16(11), 2049–2061. <https://doi.org/10.1007/s12273-023-1045-x>
- [16] Li, H., Yi, Y., Wang, Z., & Tong, Z. (2025). Generative AI models for different steps in architectural design: A literature review. *Frontiers of Architectural Research*, 14(3), 759–783. <https://doi.org/10.1016/j.foar.2024.10.001>
- [17] RIBA Artificial Intelligence Report. Official website «Royal Institute of British Architects». Retrieved from <https://www.architecture.com/knowledge-and-resources/resources-landing-page/riba-ai-report-2024>

- [18] Zeytin, E., Öztürk Kösençig, K., & Öner, D. (2024). The role of AI design assistance on the architectural design process: An empirical research with novice designers. *Journal of Computational Design*, 5(1), 1–30. <https://doi.org/10.53710/jcode.1421039>
- [19] Floridi, L., Cowsls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- [20] Behzadan, A., & Dabiri, A. (2025). Factors influencing human trust in intelligent built environment systems. *AI and Ethics*, 5(6), 5841–5855. <https://doi.org/10.1007/s43681-025-00813-6>
- [21] Campo-Ruiz, I. (2025). Artificial intelligence may affect diversity: Architecture and cultural context reflected through ChatGPT, Midjourney, and Google Maps. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12, 24. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03968-5>
- [22] Komatina, D., Miletić, M., & Mosurović Ružičić, M. (2024). Embracing artificial intelligence (AI) in architectural education: A step towards sustainable practice? *Buildings*, 14(8), 2578. <https://doi.org/10.3390/buildings14082578>
- [23] Sun, H., Xu, H., He, H., Wei, Q., Yan, Y., Chen, Z., Li, X., Zheng, J., & Li, T. (2023). A spatial analysis of urban streets under deep learning based on street view imagery: Quantifying perceptual and elemental perceptual relationships. *Sustainability*, 15(20), 14798. <https://doi.org/10.3390/su152014798>
- [24] Markarian, E., & Azar, E. (2023). Predicting energy consumption and thermal comfort in buildings using a hybrid machine learning and building performance simulation approach. *Proceedings of Building Simulation 2023: 18th Conference of the International Building Performance Simulation Association (BS2023)*, 992–999. <https://doi.org/10.26868/25222708.2023.1398>
- [25] Ergan, S., Radwan, A., Zou, Z., Tseng, H.-A., & Han, X. (2019). Quantifying human experience in architectural spaces with integrated virtual reality and body sensor networks. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 33(2), 04018062. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0000812](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000812)
- [26] Kim, J., & Kim, N. (2022). Quantifying emotions in architectural environments using biometrics: A systematic review. *Applied Sciences*, 12(19), 9998. <https://doi.org/10.3390/app12199998>
- [27] Preidel, C., & Borrmann, A. (2018). BIM-based code compliance checking. In A. Borrmann, M. König, C. Koch, & J. Beetz (Eds.), *Building information modeling: Technology foundations and industry practice* (pp. 367–381). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-92862-3_22
- [28] Fan, Z., Liu, M., & Tang, S. (2021). A multi-objective optimization design method for gymnasium facade shading ratio integrating energy load and daylight comfort. *Building and Environment*, 207, 108527. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108527>
- [29] Al Rafay Consulting. (2024, May 27). *Exploring the types of AI: An in-depth guide to all types of artificial intelligence*. Al Rafay Consulting Blog. <https://alrafayglobal.com/types-of-ai-unveiled-a-detailed-guide-on-all-types-of-ai-models/>
- [30] Qiu, T., He, H., Liang, X., Chen, F., Chen, Z., & Liu, Y. (2022). Using different training strategies for urban land-use classification based on convolutional neural networks. *Frontiers in Environmental Science*, 10, 981486. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.981486>
- [31] Cao, C., Dragićević, S., & Li, S. (2019). Land-Use Change Detection with Convolutional Neural Network Methods. *Environments*, 6(2), 25. <https://doi.org/10.3390/environments6020025>
- [32] Ko, J., Ajibefun, J., & Yan, W. (2023). Experiments on generative AI-powered parametric modeling and BIM for architectural design. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.00227>
- [33] Buildings – Calibrating energy savings. Official website «Oak Ridge National Laboratory». Retrieved from <https://www.ornl.gov/news/buildings-calibrating-energy-savings>

- [34] iMotions Research Platform. Official website «iMotions». Retrieved from <https://imotions.com/>
- [35] Hashem, I. A. T., Chang, V., Anuar, N. B., Adewole, K. S., Yaqoob, I., Gani, A., Ahmed, E., & Chiroma, H. (2016). The role of big data in smart city. *International Journal of Information Management*, 36(5), 748–758. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.05.002>
- [36] Rivers, E., Jaynes, C., Kimball, A., & Morrow, E. (2014). Using Case Study Data to Validate 3D Agent-based Pedestrian Simulation Tool for Building Egress Modeling. *Transportation Research Procedia*, 2, 123–131. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2014.09.016>
- [37] An overview of the deep learning toolset in Image Analyst. Official website «ArcGIS Pro Documentation». Retrieved from <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/an-overview-of-the-deep-learning-toolset-in-image-analyst.htm>

CLASSIFICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLING IN ARCHITECTURE. THE INFORMATION-ALGORITHMIC DIMENSION

N.Vergunova ,

natalia.vergunova@kname.edu.ua , ORCID: 0000-0002-8470-7956

*O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv
Chornoglazivska St., 17, Kharkiv, 61002, Ukraine*

Abstract. The article presents an information–algorithmic axis of classification for architectural AI tools and shows how AI-driven systems, platforms, and workflows can be systematically organised by two parameters: the information dimension (types and sources of data used and produced) and the algorithmic dimension (families of AI/algorithmic methods). On the information side, the framework distinguishes geometric and spatial data, environmental and performance data, programmatic and regulatory information, user- and sensor-derived streams, and higher-level domain knowledge. On the algorithmic side, it spans rule-based and parametric approaches, evolutionary optimisation, agent-based models, classical machine learning, deep neural networks, generative models, reinforcement learning, and large foundation models.

Using a matrix of I–A pairings, the article maps a set of contemporary tools and research prototypes in architecture and urbanism, covering generative design platforms, performance-oriented surrogates, code-compliance assistants, immersive evaluation workflows, structural design agents, and city-scale GeoAI systems. The analysis reveals dense clusters such as geometry-driven generative design and performance prediction, as well as under-explored combinations, including context-aware reinforcement learning and programme-to-geometry generative pipelines. The discussion highlights typical trade-offs between data requirements, algorithmic complexity, interpretability, and the role of human oversight.

The information–algorithmic axis complements functional and lifecycle classifications and provides a practical lens for understanding data needs and computational behaviour of architectural AI tools. It can inform the selection and chaining of tools in digital workflows, the design of curricula that prepare architects to work with data and algorithms, and the identification of promising gaps for future research and development.

Keywords: classification, artificial intelligence in architecture, information–algorithmic dimension, design, AI tooling.

Стаття надішла до редакції 2.02.2026

Стаття прийнята до друку 23.02.2026

Дата публікації статті 31.03.2026

[This work](#) © 2026 by [H. C. Вергунова](#) is licensed under [CC BY 4.0](#)