

DOI [10.28925/2663-4023.2022.17.2130](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2022.17.2130)

УДК 519.876.5

Хорольська Карина Вікторівна

асистент кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Київський національний торговельно-економічний університет, м.Київ, Україна

ORCID ID: 0000-0003-3270-4494

k.khorolska@knu.edu.ua**ПОТЕНЦІАЛ ЗАСТОСУВАННЯ РІЗНИХ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ
У ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ КРЕСЛЕНЬ ТА ТРАНСФОРМАЦІЇ 2D → 3D**

Анотація. У статті проведено аналіз основних методів штучного інтелекту у задачі розпізнавання креслень та трансформації 2D моделі у 3D модель. Із стрімким розвитком інформаційних технологій, і, особливо, в прагненні максимально реалістичного відтворити проект майбутнього виробу/будинку та інших об'єктів в цифровому вигляді, дуже гостро постає питання розпізнавання креслень та трансформації 2D моделі у 3D модель. В міру зростання кількості та складності завдань, що виникають при оцифруванні існуючої на паперових носіях креслярсько-технічної документації, та паралельної необхідності трансформації двовимірних моделей у тривимірні моделі для візуалізації у тривимірному просторі складних об'єктів, дослідники звернули увагу на можливості застосування технологій та систем штучного інтелекту у процесах розпізнавання креслень та трансформації двовимірних моделей у тривимірні моделі. Перші дослідження, присвячені застосуванню штучного інтелекту в задачах розпізнавання зображень на кресленнях, почали з'являтися ще на початку 90-х років 20-го століття. Аналіз підходів для розпізнавання креслень дозволяє розглянути потенціал застосування різних методів штучного інтелекту в задачі розпізнавання креслень та трансформації двовимірних моделей у тривимірні моделі. Проаналізувати потенціал покращення роботи CNN, а також її архітектури, не вдаючись до екстенсивного розширення архітектури згорткової нейронної мережі (CNN), а також враховуючи необхідність вирішення завдання, пов'язаного з логічною векторизацією розпізнаних за допомогою згорткової нейронної мережі примітивів та/або умовно-графічних позначень на кресленнях для виконання трансформації 2D в 3D. В подальшому це стимулює дослідників шукати альтернативні методи та моделі для систем розпізнавання зображень на кресленнях.

Ключові слова: 2D; 3D; розпізнавання; штучний інтелект; штучні нейронні мережі; креслення; двовимірні моделі; згорткова нейронна мережа; CNN; тривимірні моделі.

ВСТУП

В даний час широко ведуться розробки систем розпізнавання образів для максимально реалістичного відтворити проект майбутнього виробу/будинку та інших об'єктів в цифровому вигляді. Важливою умовою для успішного вирішення завдань обробки зображень розташованих у просторі об'єктів є наявність адекватних аналітичних моделей, а також застосування методів штучного інтелекту, що дозволяє ефективно на базі наявних моделей отримати необхідні результати.

Не ставлячи за мету проведення детального огляду та аналізу всіх робіт у цьому напрямі, оскільки їх кількість постійно зростає, зупинимось на знакових публікаціях, присвячених потенціалу застосування різних методів штучного інтелекту в задачі розпізнавання креслень та трансформації 2D → 3D.



Постановка проблеми.

Сучасна обчислювальна техніка досягла такого рівня розвитку, що здебільшого бере участь у різних аспектах життя людини. Машинні методи розпізнавання - технологія, яка знайшла застосування в цілому класі прикладних рішень. Найбільш вдалою з комерційної точки зору та масово затребуваною технологією є технологія максимального реалістичного відображення проекту майбутнього виробу/будинку та інших об'єктів в цифровому вигляді. Тому постає доцільним постає питання проведення комплексного аналізу основних методів штучного інтелекту у задачі розпізнавання креслень та трансформації $2D \rightarrow 3D$.

Мета статті. Огляд та аналіз підходів у питаннях розпізнавання графічної інформації для трансформації $2D \rightarrow 3D$ з використанням основних методів штучного інтелекту.

ВИКЛАДЕННЯ ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Перші дослідження, присвячені застосуванню штучного інтелекту в задачах розпізнавання зображень на кресленнях, почали з'являтися ще на початку 90-х років 20-го століття.

У роботах [1, 2] були описані ранні моделі для вирішення завдання розпізнавання намальованих від руки графічних символів і примітивів на інженерних кресленнях. Автори пропонували представляти атрибутивними реляційними графами графічні символи та примітиви типових зображень, наприклад, кіл, ліній та ін. І хоча результати даного дослідження загалом були обнадійливими, описаний метод скоріше був орієнтований на розпізнавання символічної інформації, ніж працювати безпосередньо із зображеннями на кресленні.

В працях [2, 3] було показано, що класифікація, локалізація/виявлення та сегментація є найбільш поширеними методами роботи із зображеннями на малюнках та кресленнях.

У роботі [4] Кастеллано та Вессіо представили огляд з ретроспективи застосування найбільш важливих підходів глибокого навчання до вилучення та розпізнавання образів на малюнках. І хоча цінність цієї роботи незаперечна з погляду глибини та хронології розвитку систем III в завданнях розпізнавання малюнків, вони скоріше орієнтовані на образотворче мистецтво, ніж на роботу з креслярсько-технічною документацією. Хоча загалом паралелі очевидні.

У роботах [4-6] показано, що саме з появи згорткових нейронних мереж (CNN) відбулася революція у обробці зображень. Саме CNN стали домінувати над ринком додатків, використовуваних для систем комп'ютерного зору.

І хоча CNN безумовно лідирують за багатьма показниками в них, як і в інших нейронних мереж, залишається істотна вада, а саме необхідність навчання такої мережі, що не завжди можливе або пов'язане з витратами ресурсів (тимчасових, фінансових та ін.).

Це стимулює дослідників шукати альтернативні методи та моделі для систем розпізнавання зображень на кресленнях.



Наприклад, у статті [7] розглядаються можливості застосування семантичної сегментації для вирішення завдань комп'ютерного зору та розпізнавання. Авторами показано, що семантична сегментація не представляє об'єкт у статичному діапазоні, такому як обмежувальна рамка (контури об'єкта), але дозволяє розділяти цільову область пікселів на значні одиниці при виявленні примітивів, наприклад ліній на зображенні. Отже, семантична сегментація на думку авторів є підходящою технікою розуміння відносин між елементами креслення.

Со Джіхо, Хеджін Парк і Сеунгьон Чу в роботі [7] показали, що багато підходів до семантичної сегментації засновані на CNN (згорткової нейронної мережі) і FCN (повністю згорткової мережі).

Зрозуміло, не відкидалися й інші методи штучного інтелекту.

Наприклад, у роботах [8, 9] пропонувалося застосовувати методи та алгоритми для еволюційного моделювання у завданнях розпізнавання зображень. Автори даних робіт акцентують увагу, що представлення форми – це важлива проблема у сфері розпізнавання образів на зображеннях. Замкнений контур, який відноситься до контуру форми, зокрема об'єкта на кресленнях, відіграє вирішальну роль у порівнянні. А оскільки контури об'єктів апіорі є стійкими і, як правило, добре помітними їх доцільно включити у процес розпізнавання. Задіяння потенціалу генетичного алгоритму дозволяє виявляти найпоширеніші фрагменти контуру. Відповідно, ці фрагменти можна використовувати для подання контурів категорії форми об'єкта.

Цікавим є й ряд робіт, наприклад, [10, 11] у яких завдання розпізнавання зображень та трансформації $2D \rightarrow 3D$ пропонується вирішувати на основі задіяння апарату нечіткої логіки. На думку авторів, застосування теорії нечіткої логіки дозволить досягти хороших результатів у такому завданні як реконструкція твердотільних моделей з інженерних креслень. Як показано Латіфом та Вангом у роботі [11] інженерні креслення містять двомірні (2D) орфографічні проекції, які завжди однозначно характеризують об'єкт загалом. І, відповідно, потрібно досить багато ітерацій і комбінаторних переборів для реконструкції тривимірного (3D) відображення об'єкта. Автори запропонували алгоритм, побудований на апараті нечіткої логіки для визначення категорії об'єкта та реалізації подальших операцій. Зокрема, показано, що як тільки об'єкт класифікується відповідною програмною як обертовий або призматичний, основні операції обертання або видавлювання буде реалізовано для синтезу 3D-моделі.

У контексті застосування систем та методів штучного інтелекту для розпізнавання графічної інформації є й роботи, які стосуються деяких аспектів застосування такого апарату ШІ, як міркування на основі прецедентів. Наприклад, в праці [12] розглядаються можливості застосування міркувань на основі прецедентів для визначення особистих стилів окремих графічних зображень. Відповідно до запропонованого методу, спочатку створюється серія прецедентів для намальованого від руки ескізу. Результуючий малюнок синтезується поступово з ітеративним циклом пошуку та адаптації варіантів-кандидатів доти, доки не буде досягнутий бажаний естетичний стиль.

Аналіз основних методів штучного інтелекту. Систематизуємо основні методи штучного інтелекту, які потенційно можуть використовуватись у задачі розпізнавання зображень та трансформації $2D \rightarrow 3D$ у табличній формі, акцентуючи увагу на перевагах та недоліках цих методів, див. таблицю 1.



Таблиця 1

Порівняльний аналіз основних методів штучного інтелекту для завдання розпізнавання креслень та можливостей трансформації 2D → 3D*

Метод ШІ	Застосування описано у роботах	Переваги	Недоліки
Міркування на основі прецедентів	[12]	1. Можливе прийняття рішень для ситуацій із високим ступенем невизначеності. 2. Є можливість пояснення отриманих рішень. 3. Гарне навчання таких систем. 4. Прецеденти дозволяють врахувати суб'єктивність рішень.	1. Метод добре зарекомендував себе лише в областях, котрим властивий принцип регулярності. А за наявності великої різноманітності прецедентів трудовитрати не виправдано великі. 2. Некомпактна форма подання та зберігання знань (або досвіду). 3. Специфічність та трудомісткість процесів, пов'язаних із пошуком пошуку аналогічних рішень, а також складності з адаптацією рішень.
ШНМ (штучна нейронна мережа)	[4-6, 13, 14]	1. ШНМ мають хорошу стійкість до шумів вхідних даних. 2. Добре адаптуються до змін чи модифікації. 3. Мають хороші характеристики по відмовостійкості. 4. Висока швидкодія. 5. Існують гарні можливості для паралельного виконання кількох операцій одночасно.	1. Штучні нейронні мережі дозволяють знаходити лише субоптимальні рішення. Якщо потрібна висока точність розпізнавання, неприйнятні. 2. Порівняно високі показники щодо вартості процесу навчання. 3. Високі часові витрати навчання. 4. Необхідність у достатніх обсягах пам'яті, особливо у випадках роботи з графічною інформацією.
Еволюційні обчислення (зокрема генетичні алгоритми)	[8, 9]	1. Добре зарекомендували себе для завдань пошуку рішень з великою розмірністю. 2. Характеризуються відсутністю обмежень на вигляд цільової функції. 3. Можна інтегрувати методи та моделі еволюційних обчислень (ЕО) в інші методи. Або поєднувати ЕО з методами та моделями нечіткої логіки, штучних нейронних мереж та ін., що дозволяє створювати гібридні системи штучного інтелекту.	1. ЕО дозволяють знаходити лише субоптимальні рішення. Якщо потрібна висока точність розпізнавання, неприйнятні. 2. Відносно високі показники з обчислювальної трудомісткості ЕО. 3. Складнощі з самоадаптацією в оригінальних завданнях, наприклад, коли об'єкт розпізнавання не є типовим.
Теорія нечіткої логіки (НЛ)	[14-18]	1. Системи розпізнавання графічної інформації,	1. Відсутня стандартна методика проектування систем розпізнавання



		спроєктовані з урахуванням застосування НЛ досить гнучкі. 2.Можливість оперативно змінювати правила. 3.Хороші можливості трактування неточних даних з креслення. Або для ситуацій, у яких має місце помилкова інформація. 4.Добре зарекомендували себе у складних ситуаціях, пов'язаних із розв'язанням задач трансформації $2D \rightarrow 3D$.	графічної інформації, збудованих на апараті НЛ. 2.У разі збільшення кількості змінних відповідно експоненційно збільшується складність обчислень. 3.Великі трудовитрати розробки правил для таких систем.
Семантичні мережі (СМ)	[7]	1.Універсальність СМ. 2.Наочність уявлення системи знань. 3.Близькість структури семантичної мережі природною мовою.	1.Важко модифікувати СМ. 2. Семантичні мережі пасивні структури. Що потребує розробки окремого апарату формалізації виведення. 3.Трудомісткість процедури трактування та модифікації знань, описаних на основі СМ. 4.Відсутність можливостей до самонавчання.

*(Побудовано автором на основі використання джерел [6-14])

Проаналізувавши підходи, які використовуються при вирішенні задач синтезу виробів за наявними 2D проекціями, можна зробити такі висновки:

- 1) Найбільших успіхів різними авторами було досягнуто для варіанта, коли використовувався підхід «знизу-вгору»;
- 2) Найбільшу ефективність вдалося отримати на перетині класичних підходів та евристичних методів.

Розглядаючи попередні дослідження та проаналізувавши публікації за останні кілька років можна констатувати, що у класичних підходах трансформації 2D у 3D присутні такі етапи:

1. Етап аналізу проєкцій для 2D;
2. Етап створення масивів, що містять тривимірні координати (або так звані - точкові моделі об'єктів);
3. Етап створення попередніх каркасних моделей об'єктів;
4. Етап аналізу хибних геометричних елементів. На цьому етапі є додаткове підзавдання, що зводиться до необхідності уточнення каркасних моделей об'єктів;
5. Етап створення граничних моделей;
6. Етап створення конструктивних моделей.
7. Етап візуалізації.

Перехід від третього етапу до етапів 4 і 5, по суті зводиться до необхідності розв'язання задачі трансформації каркасних моделей в граничні. Таким чином, це підзавдання може бути віднесене до більш глобальної проблеми. Цю проблему можна окреслити як завдання відновлення оригіналу за наявними проєкціями.

Також слід зазначити, що багато комп'ютерних систем геометричного моделювання, наприклад, такі як, AutoCAD, можуть працювати як з каркасними моделями, так і з граничними. Крім того, в AutoCAD, крім роботи з каркасними та граничними моделями окремо, можливе перетворення цих моделей між собою.



У низці досліджень, зокрема [11, 12], акцентується увага на тісному взаємозв'язку завдань розпізнавання креслярсько-технічної документації, трансформації двовимірних моделей у тривимірні моделі та підзавдання підготовки виробництва. Цей взаємозв'язок як показано в [11, 12] може бути описаний такою послідовністю етапів:

1. Етап на якому визначається система координат виробу.
2. Етап на якому визначаються габаритні розміри виробу за відповідними осями.
3. Етап на якому реалізується поділ на елементарні поверхні та відповідні примітиви.
4. Етап на якому виділяють основні елементи виробу та визначають його межі.
5. Етап на якому виділяються характерні ознаки для примітивів.
6. Етап на якому сформований вектор, що описує примітив, піддається процедурі розпізнавання.
7. Етап для якого виконується процедура визначення типу поверхні.

Всі етапи від 4 до 7 повторюються циклічно для всіх елементів виробу та його проєкцій.

8. Етап на якому виконується перевірка правильності розпізнавання елементів виробу.
9. Етап на якому можна попередньо поєднувати елементарні поверхні та відповідні примітиви, що розташовується на проєкціях. При цьому важливо відслідковувати умови об'єднання поверхонь і примітивів, а також взаємні переходи між поверхнями.
10. Етап на якому вибираються та визначаються ключові елементи, для яких власне і підлаштовуватиметься технологія виробництва.

Далі йдуть етапи, які важливі при тривимірному моделюванні виробу та його синтезі, наприклад, із застосуванням технології 3D друку.

11. Етап на якому за допомогою спеціального програмного забезпечення можна вибрати базові поверхні, які важливі при виготовленні.
12. Етап на якому можна задати параметри якості для ключових поверхонь. Також на цьому етапі визначається і якість деталі загалом.
13. Етап на якому задають допуски елементів виробу.
14. Етап на якому визначають матеріал з якого виготовляють виріб та масогабаритні характеристики.
15. Заключний етап на якому можна безпосередньо переходити до формування технологічної карти виготовлення виробу та застосування технологій 3D друку.

Виходячи з вище сказаного, та враховуючи потенціал застосування апарату нейронних мереж для вирішення завдань дослідження, можна узагальнити модель інтеграції задачі розпізнавання креслярсько-технічної документації до автоматизованої системи підготовки виробництва у вигляді наступної схеми, див. рис. 1.

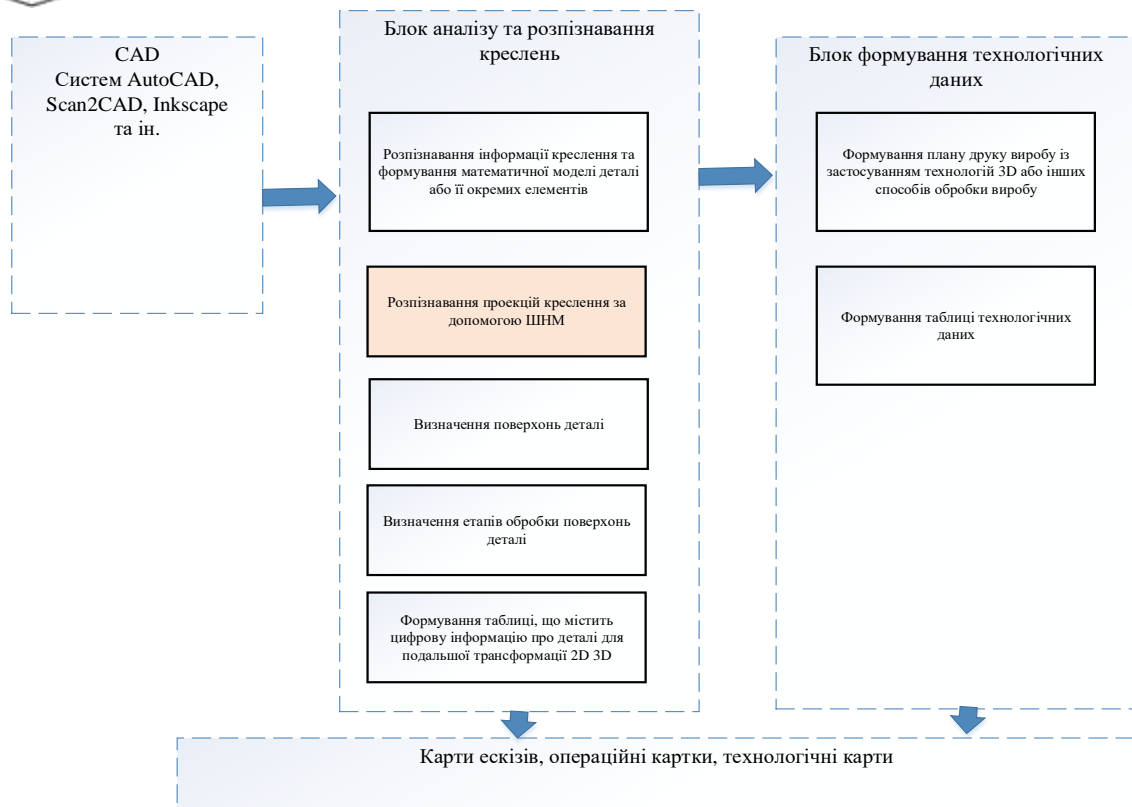


Рис. 1. Принципова схема автоматизованої підготовки виробництва на основі розв'язання задач розпізнавання креслярсько-технічної документації та трансформації 2D→3D

Для подальшого розвитку цих методів, моделей та інформаційних технологій, задіяних на різних етапах автоматизації проектно-конструкторських та проектно-технологічних робіт слід ширше застосовувати високотехнологічні підходи, зокрема, що базуються на теорії та методах розпізнавання образів та засобах штучного інтелекту.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Підсумовуючи проведений вище аналіз можна зазначити, що науково-технічне завдання, пов'язане з розпізнаванням креслень та трансформацією 2D → 3D на основі проєкційних зображень, залишається не до кінця вирішеним. Причому потребують розвитку як її алгоритмічна складова, так і програмно-практична частина, орієнтована на створення програмних продуктів.

Розглянуто потенціал застосування різних методів штучного інтелекту в задачі розпізнавання креслень та трансформації 2D → 3D. Причому, як показав аналіз літературних джерел, досі існує як практичний, так і науковий інтерес до цієї тематики, що й зумовлює велику кількість публікацій, пов'язаних із цим напрямком.

Показано, що проблематика трансформації 2D → 3D може бути ефективно вирішена на основі застосування систем штучного інтелекту, зокрема на основі застосування штучних нейронних мереж, що дозволить значно знизити трудомісткість вирішення окремих підзавдань як в алгоритмічному, так і в практичному аспектах



На підставі вище сказаного в наступних дослідженнях планується визначення можливих обмежень використання згорткових нейронних мереж для генерації 3D моделей з урахованням вихідної роздільної здатності та швидкості генерації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1 Spitz, A. L., Dengel, A. (1995). Document Analysis Systems. У *Proceedings of the International Association for Pattern Recognition Workshop*. WORLD SCIENTIFIC. <https://doi.org/10.1142/9789812797933>
- 2 Pasternak, B. (1994). Processing Imprecise and Structural Distorted Line Drawings by and Adaptable Drawing Interpretation Kernel. У *IAPR Workshop on Document Analysis Systems* (pp. 349–363).
- 3 Messmer, B. T., Bunke, H. (1996). Automatic learning and recognition of graphical symbols in engineering drawings. У *Graphics Recognition Methods and Applications* (с. 123–134). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-61226-2_11
- 4 Castellano, G., Vessio, G. (2021). Deep learning approaches to pattern extraction and recognition in paintings and drawings: an overview. *Neural Comput & Applic*, 33, 12263–12282. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05893-z>.
- 5 Попроцька, Д. І. (2020). Інформаційна система розпізнавання креслень. У *Стан, досягнення і перспективи інформаційних систем і технологій* (с. 166–168). Одес. нац. акад. харч. технологій, ННІ комп'ютер. систем і технологій «Індустрія 4.0» ім. П. М. Платонова, Фак. комп'ютер. інженерії, програмування та кіберзахисту.
- 6 Ковальчук, С., Мазурець, О. В. (2008). Аналіз ефективності використання технології Seo, J., Park, H., & Choo, S. (2020). Inference of Drawing Elements and Space Usage on Architectural Drawings Using Semantic Segmentation. *Applied Sciences*, 10(20), 7347. <https://doi.org/10.3390/app10207347>.
- 7 Shaaban, A. M., Salem, N. M., Al-atabany, W. I. (2020) A Semantic-based Scene segmentation using convolutional neural networks. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2020.153364>.
- 8 Fonseca, M. J., Jorge, J. A. (б. д.). Using fuzzy logic to recognize geometric shapes interactively. У *Ninth IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE 2000. Soft Computing in the Information Age*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/fuzzy.2000.838674>.
- 9 Adamik, M., Goga, J., Pavlovicova, J., Babinec, A., Sekaj, I. (2022). Fast robotic pencil drawing based on image evolution by means of genetic algorithm. *Robotics and Autonomous Systems*, 148, 103912. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103912>.
- 10 Wang, Z., Latif, M. (2007). Reconstruction of 3D Solid Models Using Fuzzy Logic Recognition. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2165.
- 11 Jin, B., Xu, S., Geng, W. (2018). Learning to sketch human facial portraits using personal styles by case-based reasoning. *Multimed Tools Appl*, 77, 5417–5441. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4457-8>
- 12 Wang, Z., Tsumura, K., Saito, Y. (1994). Recognition of Hand-written Mechanical Drawing by Multi-Level Neural Network (MLNN). *Advancement of Intelligent Production*, Elsevier, 1-6. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-81901-7.50015-3>.
- 13 Кубик, О., Мазурець, О., Ковальчук, С. (2008). Декомпаративне розпізнавання символічної інформації з креслень із використанням технологій штучного інтелекту. *Математичне та комп'ютерне моделювання. Серія: Технічні науки*, 109-119.
- 14 Zehtaban, L., Elazhary, O., Roller, D. (2016). A framework for similarity recognition of CAD models. *Journal of Computational Design and Engineering*, 3(3), 274-285. <https://doi.org/10.1016/j.jcde.2016.04.002>.
- 15 Wang, Z., Latif, M. (2007). Reconstruction of 3D Solid Models Using Fuzzy Logic Recognition. *Proceedings of the World Congress on Engineering*, 1, 37-42.
- 16 Governì, L., Furferi, R., Palai, M., Volpe, Y. (2013). 3D Geometry Reconstruction from Orthographic Views: a Method Based on 3D Image Processing and Data Fit-ting. *Computers in Industry*, 64, 1290-1300.
- 17 Nagendra, I.V., Gujar, U.G. (1988). 3D Objects from 2D orthographic views – A Survey. *Computer & Graphics*, 12(1), 111 – 114.

**Karyna Khorolska**

Assistant of Department of Software Engineering and Cyber Security

State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine

ORCID ID: 0000-0003-3270-4494

k.khorolska@knute.edu.ua**THE POTENTIAL OF VARIOUS ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS APPLICATION IN THE PROBLEM OF DRAWING RECOGNITION AND 2D 3D TRANSFORMATION**

Abstract. The article analyzes the main methods of artificial intelligence in the task of recognizing drawings and transforming a 2D model into a 3D model. With the rapid development of information technologies, and especially in the pursuit of the most realistic reproduction of the project of the future product/house and other objects in digital form, the question of recognizing drawings and transforming a 2D model into a 3D model is very acute. As the number and complexity of tasks arising from the digitization of existing paper-based drawing and technical documentation grows, and the parallel need to transform two-dimensional models into three-dimensional models for visualization in three-dimensional space of complex objects, researchers have drawn attention to the possibilities of applying technologies and systems of artificial intelligence in the processes of drawing recognition and transformation of two-dimensional models into three-dimensional models. The first studies devoted to the application of artificial intelligence in the tasks of recognizing images on drawings began to appear in the early 90s of the 20th century. The analysis of approaches to the recognition of drawings allows us to consider the potential of using different methods of artificial intelligence in the task of recognizing drawings and transforming two-dimensional models into three-dimensional models. To analyze the potential of improving the work of CNN, as well as its architecture, without resorting to extensive expansion of the convolutional neural network (CNN) architecture, as well as taking into account the need to solve the task related to the logical vectorization of primitives and/or conditional graphics recognized by means of a convolutional neural network markings on drawings to perform 2D to 3D transformation. In the future, this stimulates researchers to look for alternative methods and models for image recognition systems on drawings.

Keywords: 2D; 3D; recognition; Artificial Intelligence; artificial neural networks; drawing; two-dimensional models; convolutional neural network; CNN; three-dimensional models.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

- 1 Spitz, A. L., Dengel, A. (1995). Document Analysis Systems. *Y Proceedings of the International Association for Pattern Recognition Workshop*. WORLD SCIENTIFIC. <https://doi.org/10.1142/9789812797933>
- 2 Pasternak, B. (1994). Processing Imprecise and Structural Distorted Line Drawings by and Adaptable Drawing Interpretation Kernel. In *IAPR Workshop on Document Analysis Systems* (pp. 349–363).
- 3 Messmer, B. T., Bunke, H. (1996). Automatic learning and recognition of graphical symbols in engineering drawings. In *Graphics Recognition Methods and Applications* (c. 123–134). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-61226-2_11
- 4 Castellano, G., Vessio, G. (2021). Deep learning approaches to pattern extraction and recognition in paintings and drawings: an overview. *Neural Comput & Applic*, 33, 12263–12282. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05893-z>.
- 5 Poprotska, D. I. (2020). Information system of drawing recognition. In Status, achievements and prospects of information systems and technologies (p. 166–168). Odessa national Acad. food. technologies, NNI computer. of systems and technologies "Industry 4.0" named after P. M. Platonova, Fac. computer. engineering, programming and cyber defense.
- 6 Kovalchuk, S., Mazurets, O. V. (2008). Analyzing the effectiveness of technology use Seo, J., Park, H., Choo, S. (2020). Inference of Drawing Elements and Space Usage on Architectural Drawings Using Semantic Segmentation. *Applied Sciences*, 10(20), 7347. <https://doi.org/10.3390/app10207347>.



- 7 Shaaban, A. M., Salem, N. M., Al-atabany, W. I. (2020) A Semantic-based Scene segmentation using convolutional neural networks. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2020.153364>.
- 8 Fonseca, M. J., Jorge, J. A. (б. д.). Using fuzzy logic to recognize geometric shapes interactively. In *Ninth IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE 2000. Soft Computing in the Information Age*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/fuzzy.2000.838674>.
- 9 Adamik, M., Goga, J., Pavlovicova, J., Babinec, A., Sekaj, I. (2022). Fast robotic pencil drawing based on image evolution by means of genetic algorithm. *Robotics and Autonomous Systems*, 148, 103912. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103912>.
- 10 Wang, Z., Latif, M. (2007). Reconstruction of 3D Solid Models Using Fuzzy Logic Recognition. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2165.
- 11 Jin, B., Xu, S., Geng, W. (2018). Learning to sketch human facial portraits using personal styles by case-based reasoning. *Multimed Tools Appl*, 77, 5417–5441. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4457-8>
- 12 Wang, Z., Tsumura, K., Saito, Y. (1994). Recognition of Hand-written Mechanical Drawing by Multi-Level Neural Network (MLNN). *Advancement of Intelligent Production*, Elsevier, 1-6. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-81901-7.50015-3>.
- 13 Kubyk, O., Mazurets, O., Kovalchuk, S. (2008). Decompositional recognition of symbolic information from drawings using artificial intelligence technologies. *Mathematical and computer modeling. Series: Technical sciences*, 109-119.
- 14 Zehtaban, L., Elazhary, O., Roller, D. (2016). A framework for similarity recognition of CAD models. *Journal of Computational Design and Engineering*, 3(3), 274-285. <https://doi.org/10.1016/j.jcde.2016.04.002>.
- 15 Wang, Z., Latif, M. (2007). Reconstruction of 3D Solid Models Using Fuzzy Logic Recognition. *Proceedings of the World Congress on Engineering*, 1, 37-42.
- 16 Governi, L., Furferi, R., Palai, M., Volpe, Y. (2013). 3D Geometry Reconstruction from Orthographic Views: a Method Based on 3D Image Processing and Data Fit-ting. *Computers in Industry*, 64, 1290-1300.
- 17 Nagendra, I.V., Gujar, U.G. (1988). 3D Objects from 2D orthographic views – A Survey. *Computer & Graphics*, 12(1), 111 – 114.

