



№ 35 (2024) С. 221–229
National Academy of Fine Arts and Architecture
Collection of Scholarly Works
«Ukrainian Academy of Art»
ISSN 2411–3035
Website: <http://naoma-science.kiev.ua>

УДК 7.03:004.8

ORCID ID: 0009-0008-9917-8461

DOI <https://doi.org/10.32782/2411-3034-2024-35-24>

Євген Санніков

*аспірант кафедри теорії та історії мистецтва
Національна академія образотворчого
мистецтва та архітектури
yevhen.sannikov@naoma.edu.ua*

*Науковий керівник – О. Гомирева, кандидатка мистецтвознавства,
старша викладачка
Національна академія образотворчого
мистецтва та архітектури*

ПОРІВНЯННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ АРХІТЕКТУР НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ДОСЛІДЖЕННЯХ ТВОРІВ МИСТЕЦТВА

Анотація. У статті розглянуто можливості застосування алгоритмів нейронних мереж, зокрема згорткових, генеративно-змагальних та трансформерів, для аналізу творів мистецтва. **Методика дослідження** базується на аналітичному підході до світових досліджень та публікацій, а також на експериментах та тестах в умовах технологічної лабораторії. **Результати.** Виконане порівняння переваг та недоліків трьох архітектур нейромереж, проаналізовані показники точності в різних завданнях та умовах. Подані результати власних експериментів автора з використанням деяких архітектур нейромереж, а також розглянуті приклади їхнього застосування в мистецтвознавчих дослідженнях. **Висновки.** З'ясовано, що згорткові нейронні мережі оптимальні для класифікації, атрибуції та пошуку схожих творів; генеративно-змагальні більше підходять для генерації нових зображень, стилізації та відновлення пошкоджень; архітектура трансформерів ефективна для аналізу композиції, семантики та контексту. Зроблено акцент на тому, що вибір релевантної архітектури залежить від специфіки завдання, наявних ресурсів дослідника, якості та кількості даних. **Ключові слова:** нейронні мережі, штучний інтелект, комп'ютерний мистецтвознавчий аналіз, між-дисциплінарний підхід, генерація зображень.

Yevhen Sannikov

*PhD student, Department of Theory and History of Art
National Academy of Fine Arts and Architecture
yevhen.sannikov@naoma.edu.ua*

*Academic supervisor – О. Homyрева, PhD in Art Studies,
Senior Lecturer
National Academy of Fine Arts and Architecture*

COMPARISON OF ABILITIES OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURE IN ARTWORK RESEARCH

Abstract. The article explores the possibilities of applying neural network algorithms, particularly convolutional neural networks (CNNs), generative adversarial networks (GANs), and transformers, for the analysis of artworks. **The research methodology** is based on an analytical approach to global research and publications, as well as experiments and tests in a technological laboratory setting. **Results.** A comparison of the advantages and limitations of three neural network architectures is conducted, and accuracy metrics

in various tasks and conditions are analyzed. The author's own experimental results using some neural network architectures are presented, along with an overview of examples of their application in art studies.

Conclusions. *It is shown that convolutional neural networks are optimal for classification, attribution, and finding similar works; generative adversarial networks are more suitable for generating new images, stylization, and restoring damage; the transformer architecture is effective for analyzing composition, semantics, and context. Emphasis is placed on the fact that the choice of a relevant architecture depends on the specifics of the task, the researcher's available resources, and the quality and quantity of data.*

Key words: *neural networks, artificial intelligence, computational art analysis, interdisciplinary approach, image generation.*

Постановка проблеми. Розвиток нейронних мереж відкрив нові можливості для автоматизації та вдосконалення методів аналізу творів мистецтва. Однак потенціал згорткових нейронних мереж, генеративно-змагальних мереж та трансформерів для застосування в мистецтвознавчих дослідженнях залишається недостатньо вивченим. Існує потреба в систематизації знань про переваги, обмеження та особливості використання різних архітектур нейромереж, розробці методологічних підходів та практичних рекомендацій для їхнього ефективного впровадження.

Аналіз попередніх досліджень теми. У контексті застосування нейронних мереж для аналізу творів мистецтва, особливо релевантними є дослідження А. Гудфеллоу (Ian Goodfellow) [1], який запропонував концепцію генеративно-змагальних мереж (GAN), А. Карпати (Andrew Karpathy) [2] і Я. Лекуна (Yann LeCun) [3], які продемонстрували ефективність згорткових нейронних мереж (CNN) для класифікації, атрибуції та сегментації зображень. Дослідники К. Сандовал (Catherine Sandoval) [4], А. Лекутр (Adrian Lecoutre) [5], А. Санакоюю (Artsiom Sanakoueu) [6] займаються саме проблематикою застосування нейромереж в аналізі мистецтва та зробили значний внесок у цей напрямок. Українські дослідники, такі як Ю. Трач [7], Т. Совгира [8] та В. Волинець [9], В. Потапенко [10] вивчають етичні виклики й технологічні зміни у творчих практиках під впливом алгоритмів. Особливо важливою у контексті цієї статті є дисертаційна робота А. Мартиненка [11], який розробив методи опрацювання та аналізу даних в системі ідентифікації творів мистецтва. Незважаючи на значну увагу до взаємодії обчислюваних методів і мистецтвознавства, існує потреба в подальшому вивченні специфіки застосування різних типів нейромереж і впливу цих технологій на методи атрибуції, інтерпретації та оцінку мистецьких творів.

Мета статті — дослідити можливості та особливості використання трьох основних архітектур нейронних мереж для

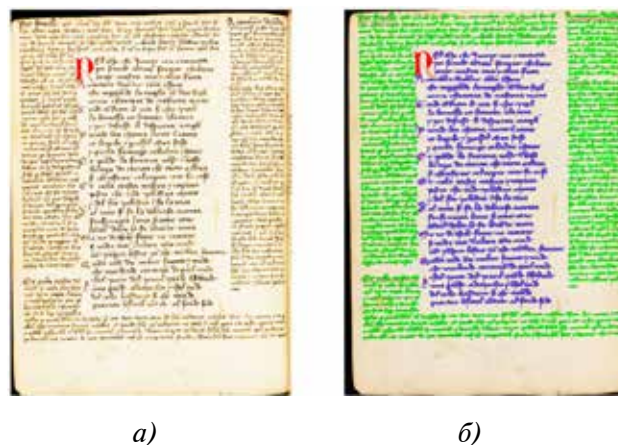
аналізу творів мистецтва; проаналізувати переваги й обмеження кожного підходу; навести приклади успішного застосування нейронних мереж у сфері аналізу мистецтва та окреслити перспективи розвитку цієї галузі; визначити необхідні ресурси й умови для практичного використання нейромереж в аналізі мистецьких творів.

Виклад основного матеріалу. Нейронні мережі — це клас алгоритмів машинного навчання, які нагадують роботу біологічних нейронних мереж, зокрема мереж мозку людини. Принципи їхнього функціонування були описані В. МакКаллоком (Warren McCulloch) та В. Піттсом (Walter Pitts) у 1943 році [12], а модель штучного нейрона, запропонована Ф. Розенблаттом (Frank Rosenblatt), — у 1958 році [13]. Нейромережі складаються з взаємопов'язаних нейронів, організованих у шари. Процес навчання полягає в налаштуванні вагових коефіцієнтів зв'язків за допомогою алгоритмів оптимізації, таких як зворотне поширення помилки [14]. Ключовою особливістю нейромереж є здатність до узагальнення великих масивів інформації, що робить їх ефективними і для аналізу візуальної інформації, причому демонструються вражаючі результати в завданнях з розпізнавання та класифікації зображень [3]. У мистецтвознавстві нейронні мережі дають змогу автоматизувати і вдосконалити традиційні методи дослідження, такі як атрибуція авторства, визначення стилю та жанру, пошук схожих творів [11].

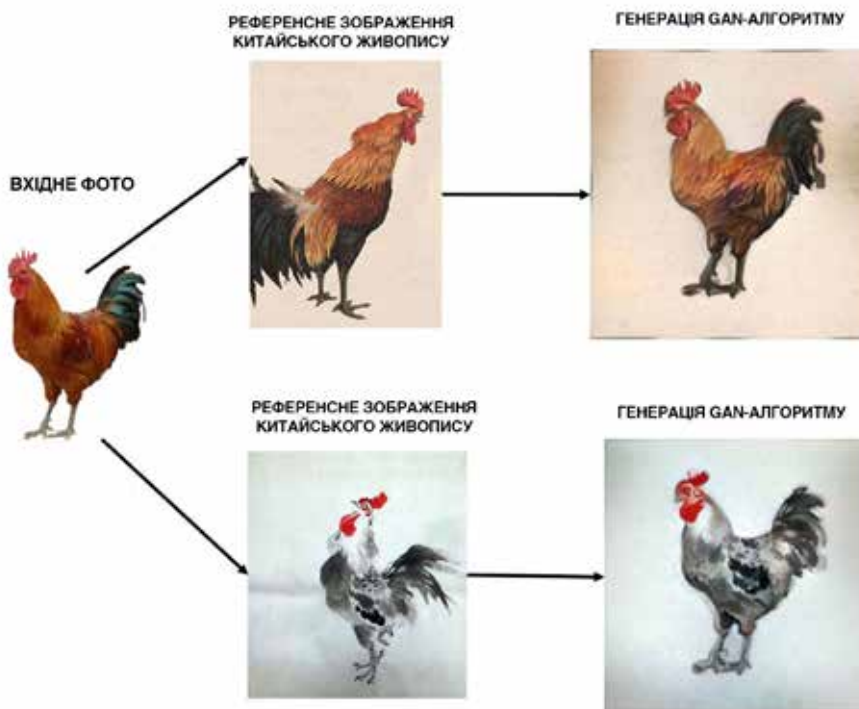
Аналогії, які пояснюють роботу нейронних мереж у статті, базуються на досвіді автора в лабораторії досліджень та інновацій кіно-студії FILM.UA [15], де були застосовані різні архітектури нейромереж: від аналізу зображень і відео (згорткові, трансформери) до навчання моделей технології діпфейк (генеративно-змагальні). Апробація методів викладання відбулась під час воркшопів для ради молодих вчених КНУКіМ [16], на факультеті дизайну НАОМА, у кіношколі Ukrainian Film School та на фестивалі анімації Linoleum [17].

Згорткові нейронні мережі (Convolutional neural network, CNN) є одними з найефективніших архітектур глибокого навчання для аналізу візуальних даних, зокрема творів мистецтва. CNN дають змогу автоматично класифікувати картини за стилем, жанром, автором та іншими атрибутами [2]. Пропонуємо порівняти процес роботи CNN з аналізом картини, виконаним досвідченим мистецтвознавцем. Спочатку CNN розглядає окремі ділянки зображення через рецептивне поле, застосовуючи різні фільтри для виокремлення контурів, фактур та кольорових нюансів. Фільтри допомагають виокремити характерні риси та узагальнити інформацію. На наступних шарах мережі відбувається опрацювання цих ознак, що дає змогу CNN формувати цілісне уявлення про зміст і значення зображення, подібно до того, як мистецтвознавець робить висновки про автора, стиль та художню цінність картини. Зокрема, ці принципи деталально викладені у статті А. Лекутр (Adrian Lecoutre) [5], а також описано приклад використання CNN для розпізнавання 25 різних стилів живопису на базі даних з 80,000 зображень. Модель досягла найвищої точності – 99.7% у категорії Укійо-е і найнижчої – 89% – у категорії реалізм, що свідчить про високу ефективність CNN у контексті такого типу завдань. Дослідження

Й. Ахрнтег (Jacob Ahrneteg) [18] виявило, що CNN можна донавчити для виконання завдань семантичної сегментації зображень, досягаючи точності 92% при виділенні об'єктів та регіонів на середньовічних рукописах. Це підтверджує високий потенціал CNN для аналізу композиційної структури творів (іл. 1, а, б). Автор надає відкритий доступ до коду алгоритму з цього дослідження, який можна завантажити та вільно використовувати [19].



Іл. 1. Приклад автоматичної сегментації середньовічного рукопису, CNN: а – оригінал; б – сегментоване зображення. Різними кольорами позначені декоративні елементи, основний текст та нотатки. [18]



Іл. 2. Приклади перенесення стилю китайського живопису з фотографій на генеровані зображення, CNN. [20]

У дослідженні Ж.Шень (Jiachuan Sheng) [20] представлено модифікований алгоритм перенесення стилю китайського живопису за допомогою CNN, який генерує зображення з характерними рисами традиційної техніки, такими як мазки пензля, розтікання туші та пожовтіння паперу. Нейронна мережа додатково навчена на корпусі відповідних творів. Експерименти засвідчили, що згенеровані зображення ближчі до автентичних китайських картин, порівняно з базовими CNN-методами перенесення стилю (іл. 2), підтверджуючи гнучкість й адаптивність алгоритму.

Незважаючи на свою ефективність, CNN мають певні обмеження. Зокрема, вони потребують великих обсягів якісних анотованих даних для навчання. Дослідження Л. Алзубаїді (Laith Alzubaidi) [21] підтвердило, що точність класифікації стилів живопису суттєво знижується – до 40–50%, коли навчання відбувається на малих датасетах (менше 10,000 зображень), що може бути проблемою для рідкісних або маловивчених категорій мистецьких творів.



Іл. 3. Приклади перенесення стилю з фотографій на генеровані зображення, GAN. [22]

Генеративно-змагальні мережі (Generative Adversarial Network, GAN) – це ще один підхід у глибокому навчанні, який відкриває нові можливості для мистецтвознавчих досліджень і творчих експериментів. Структурно GAN складаються з двох нейронних мереж: генератора, який створює зображення, імітуючи реальні зразки, та дискримінатора, який навчається відрізняти згенеровані зображення від автентичних [1]. Порівняємо роботу дискримінатора і критика, перед якими стоїть завдання визначити чи є картина справжньою (створеною справжнім художником), чи це підробка (створена генератором). Процес навчання GAN полягає в тому, що генератор тисячами створює нові зображення, які дискримінатор намагається розпізнати як реальні або підроблені. Обидві мережі навчаються одночасно: генератор покращує свої зображення, щоб ввести в оману дискримінатора, а дискримінатор навчається, щоб стати кращим у розпізнаванні підробок. У фіналі генератор створює зображення, які важко відрізнити від справжніх, навіть для досвідченого критика. Скажімо, дослідження С. Жао (Xiang Gao) демонструють ефективність GAN в генерації нових творів у стилі відомих художників, а також перенесення стилю (іл. 3). У дослідженні пропонується використовувати результати генерації не тільки для дослідження творів, але й для навчання графічного малюнка, оскільки GAN-мережа може виділяти із зображення структурні елементи [22].

Для дослідників також відкриваються можливості відновлення пошкоджених чи втрачених творів завдяки здатності нейронних мереж покращувати роздільну здатність та якість зображень. Це особливо актуально, коли оригінал твору втрачено, але збереглися його неякісні, старі фотографії. Нами був проведений експеримент з відновлення фрагмента картини Е. Мане «Балкон» за допомогою GAN-алгоритму (іл. 4, а, б, в, г). Для цього ми навмисно відібрали неякісне зображення фрагмента картини



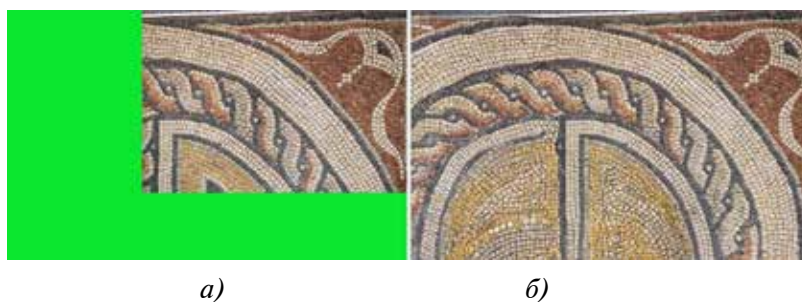
Іл. 4. Приклад відновлення фрагмента картини Е. Мане «Балкон» за допомогою GAN: *a* – повне зображення картини; *б* – неякісне зображення фрагмента; *в* – синтезоване зображення; *г* – якісне зображення фрагмента з іншого джерела. [Ілюстрація автора]

і подали його на вхід алгоритму. Потім ми порівняли синтезований алгоритмом результат з тим самим фрагментом кращої якості, знайденим з іншого джерела. Також за допомогою тих самих принципів нами був проведений експеримент – синтезування втрачених фрагментів візантійської мозаїки із збереженням оригінального стилю (іл. 5, *a*, *б*). Обидва приклади демонструють високий потенціал генеративно-змагальних нейромереж (GAN). Однак використання GAN у мистецтві пов'язане з низкою етичних та правових питань, зокрема щодо авторства згенерованих творів та потенціалу створення підробок, детекції яких присвячена стаття Л. Гуарнера (Luca Guarnera) та інших науковців [23]. Проблема лежить у правовій площині – жоден датасет, з поодинокими винятками, не підтвердив права на використання зображень. Така ситуація вимагає ретельного розгляду та розробки надійних методів автентифікації синтетичних зображень.

Трансформери (Transformers) – це архітектура нейронних мереж, яка ефективно виявляє і моделює залежності всередині великих масивів даних завдяки механізму уваги [3]. Принцип роботи трансформера можна порівняти з уважним художником, який розбиває зображення на фрагменти й аналізує їх, визначаючи найважливіші для розуміння композиції. Він одночасно тримає фокус на різних частинах, але враховує контекст, що дає змогу ефективно сегментувати зображення та визначати стилістичні й технічні особливості твору. Нами була проведена

серія практичних експериментів з сегментації об'єктів на зображенні, які показали позитивні результати навіть на складних багатофігурних композиціях з нечітким контрастом (іл. 6). Отже, можемо твердити, що трансформери можуть використовуватися для підготовчих робіт у процесі реставрації, пропонуючи варіанти втрачених частин картини на основі «розуміння» контексту та загальної композиції.

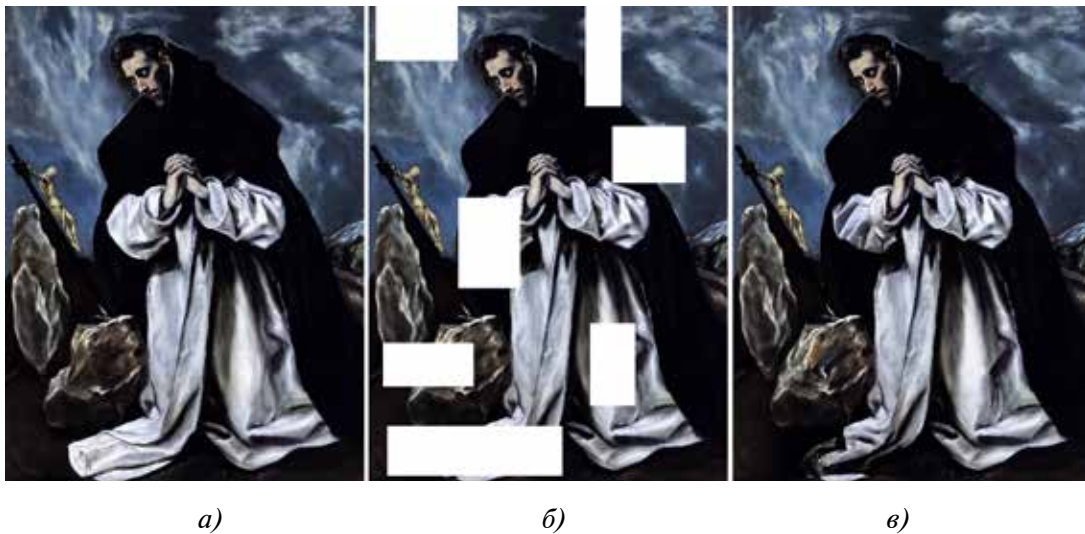
Трансформери демонструють високі результати під час виконання різних завдань, таких, як класифікація стилів, атрибуція авторства, генерація нових творів у стилі певного художника та реставрація пошкоджених зображень. Дослідження А. Досовітські (Alex Dosovitskiy) та інших науковців показало, що трансформери можуть класифікувати картини за стилем з точністю понад 80%, аналізуючи композицію, колорит і техніку мазків [24]. Незважаючи на те, що показники нижчі, ніж у CNN, трансформери перемагають завдяки універсальності у різноманітних завданнях. Наприклад, вони використовуються для створення фрагментів зображень в обраному стилі



Іл. 5. Відновлення втрачених фрагментів візантійської мозаїки із збереженням оригінального стилю за допомогою GAN: *a* – неповне зображення мозаїки; *б* – синтезований фрагмент з урахуванням стилю та геометрії. [Ілюстрація автора]



Лл. 6. Приклад автоматичної сегментації багатофігурної композиції картини Рембрандта Ван Рейна «Нічна варта». 1642. [Ілюстрація автора]



Лл. 7. Відновлення закритих фрагментів картини Ель Греко «Молитва Св. Домініка» за допомогою трансформерної нейронної мережі з урахуванням стилю художника та контексту зображення: *а* – оригінал; *б* – деформоване зображення картини; *в* – відновлене зображення. [Ілюстрація автора]

та техніці, зберігаючи семантичний зміст оригіналу. Нами були проведені експерименти з алгоритмами трансформерів для відновлення пошкоджених та відсутніх фрагментів зображення. Тест з картиною Ель Греко «Молитва Св. Домініка», де, імітуючи деформацію, частини зображення були закриті білими плашками, продемонстрував врахування стилю художника та контексту довколишніх елементів, хоча треба визнати, що точне співпадіння з оригіналом технічно та концептуально неможливе (іл. 7, *а*, *б*).

Інструменти та ресурси. Для практичного застосування CNN, GAN та трансформерів в аналізі мистецтва (на локальній робочій станції) рекомендується використовувати бібліотеку PyTorch [25], яка відома своєю гнучкістю, простотою використання та ефективністю. PyTorch має активну спільноту розробників і дослідників, а також пропонує широкий вибір попередньо навчених моделей

у бібліотеці. Якщо ж локальні обчислювальні потужності відсутні, то для складних завдань, таких як навчання глибоких нейронних мереж, рекомендують використовувати хмарні платформи, наприклад, Google Colab [26]. Цей сервіс пропонує гнучкі плани оплати та дає змогу масштабувати обчислювальні ресурси відповідно до потреб проекту. Для пошуку та завантаження попередньо оброблених наборів даних (датасетів) можна використовувати такі ресурси, як Kaggle [27], де можна знайти датасет WikiArt. Він містить 80 тисяч зображень картин, розподілених на 25 художніх стилів. Такі набори даних значно спрощують процес підготовки до навчання нейромереж, адже зображення вже зібрані, оброблені за технічними вимогами, систематизовані за певними категоріями та анотовані.

Висновки і перспективи використання результатів дослідження. Кожна з розглянутих нами архітектур має свої унікальні переваги та

обмеження в контексті аналізу творів мистецтва. CNN демонструють високу точність під час виконання завдань з класифікації та розпізнавання візуальних патернів, стилів і текстур. Завдяки здатності виділяти ієрархічні ознаки зображень, вони успішно застосовуються для атрибуції авторства та датування творів мистецтва [5, с. 18]. Однак CNN потребують значних обсягів анотованих даних для навчання, що може бути проблематичним для рідкісних або маловивчених категорій мистецтва. Натомість GAN відкривають нові можливості для генерації та трансформації художніх творів. Вони дають змогу створювати нові твори у стилі відомих художників, переносити стилістичні особливості між зображеннями та відновлювати пошкоджені фрагменти картин [20; 22]. Проте процес навчання GAN вимагає застосування значних обчислювальних ресурсів і ретельного налаштування параметрів. Трансформери, завдяки своєму механізму уваги, здатні ефективно моделювати як глобальні залежності, так і деталі й фрагменти зображень. Це робить їх особливо корисними для аналізу композиційних, семантичних та стилістичних аспектів творів мистецтва [24]. Однак, як і інші розглянуті архітектури, трансформери потребують значних обчислювальних ресурсів та великих

обсягів даних для досягнення продуктивності. Спираючись на проведені автором статті експерименти та аналіз досліджень інших авторів, можемо виокремити рекомендації з використання розглянутих архітектур:

– для завдань класифікації, атрибуції та пошуку схожих творів оптимальним вибором є згорткові нейронні мережі (CNN);

– генеративно-змагальні мережі (GAN) найкраще підходять для генерації нових творів у заданому стилі, перенесення стилю та відновлення пошкоджених зображень;

– трансформери варто використовувати для аналізу композиції, семантичного змісту та стилістичних особливостей творів, синтезування відсутніх деталей зображення при врахуванні загального контексту.

Вибір архітектури залежить від специфіки завдання, наявних ресурсів та даних. Але найкращих результатів та ефективних досліджень, на думку автора, можна досягти завдяки співпраці мистецтвознавців, які надають експертні знання та інсайти, і фахівців з комп'ютерних наук, які мають технічні навички для реалізації й оптимізації нейромереж. Саме синергія цих галузей дасть змогу розробляти інноваційні підходи на перетині мистецтвознавства і штучного інтелекту.

Список використаних джерел

1. Generative adversarial networks / I. Goodfellow et al. *Communications of the ACM*. 2020. Vol. 63, No. 11. P. 139–144. URL: <https://doi.org/10.1145/3422622>
2. Karpathy A., Fei-Fei L. Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions. *IEEE machine intelligence*. 2017. Vol. 39, No. 4. P. 664–676. URL: <https://doi.org/10.1109/tpami.2016.2598339>
3. Bengio Y., Lecun Y., Hinton G. Deep learning for AI. *Communications of the ACM*. 2021. Vol. 64, no. 7. P. 58–65. URL: <https://doi.org/10.1145/3448250>
4. Sandoval C., Pirogova E., Lech M. Two-Stage deep learning approach to the classification of fine-art paintings. *IEEE access*. 2019. Vol. 7. P. 41770–41781. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2907986>
5. Lecoutre A. Recognizing art style automatically in painting with deep learning. *Proceedings of the ninth asian conference on machine learning*, 16 June 2024. P. 327–342. URL: <https://proceedings.mlr.press/v77/lecoutre17a.html>
6. Sanakoyeu A., Kotovenko D., Lang S. A style-aware content loss for real-time HD style transfer. *Arxiv*. 2018. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.10201>
7. Trach Y. Artificial intelligence as a tool for creating and analysing works of art. *Culture and arts in the modern world*. 2021. No. 22. P. 164–173. URL: <https://doi.org/10.31866/2410-1915.22.2021.235907>
8. Sovhyra T. Artificial intelligence and issue of authorship and uniqueness for works of art (technological research of the next rembrandt). *Culture and arts in the modern world*. 2021. No. 22. P. 156–163. URL: <https://doi.org/10.31866/2410-1915.22.2021.235903>
9. Volynets V. The impact of artificial intelligence on contemporary art: opportunities and challenges. *Digital platform: information technologies in sociocultural sphere*. 2023. Vol. 6, No. 1. P. 21–31. URL: <https://doi.org/10.31866/2617-796x.6.1.2023.283933>
10. Потапенко В. Нейронні мережі для розпізнавання об'єктів : дипломна робота на здобуття ступеня магістра спеціальності “Комп'ютерні науки”. Київ, 2022. 84 с. URL: <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/57740>
11. Мартиненко А. Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису : дис. ... доктора філософії. Дніпро, 2023. 156 с. URL: <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/165588>

12. McCulloch W., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biology*. 1990. Vol. 52, No. 1–2. P. 99–115. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~epxing/Class/10715/reading/McCulloch.and.Pitts.pdf>
13. Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*. 1958. Vol. 65, No. 6. P. 386–408. URL: <https://doi.org/10.1037/h0042519>
14. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*. 1986. Vol. 323, No. 6088. P. 533–536. URL: <https://doi.org/10.1038/323533a0>
15. Досвід FILM.UA Design: практичні кейси використання нейромереж і ШІ в українському кіно та серіалах / Анна Давидова, Анастасія Рахманіна, Юлія Козиряцька. *Media Business Reports*. URL: <https://mbr.com.ua/uk/news/technology/4959-sannikov-ai> Дата публікації: 4.05.2023 (дата звернення: 15.03.2024).
16. Воркшоп від Ради молодих учених КНУКіМ. *КНУКіМ – Київський національний університет культури і мистецтв*. URL: <https://knukim.edu.ua/vorkshop-vid-rady-molodyh-uchenyh-knukim-2/> Дата публікації: 22.02.2024 (дата звернення: 15.03.2024).
17. Санніков Є. Інноваційні методи у продакшні контенту. AI для генерації зображень та відео, deepfake, нейронне сканування, віртуальні студії. *Міжнародний фестиваль актуальної анімації та медіа-мистецтва LINOLEUM*. URL: <https://linoleumfest.com/uk/program/lectortium/events/innovations-production>. Дата публікації: 25.09.2023 (дата звернення: 18.06.2024).
18. Ahrneteg J. Semantic segmentation of historical document images using recurrent neural networks. Karlskrona, Sweden, 2019. 52 p. URL: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1332073/FULLTEXT01.pdf>.
19. GitHub – Grimwan/ReccurentNeuralDSS: ReccurentNeuralNetwork. *GitHub*. URL: <https://github.com/Grimwan/ReccurentNeuralDSS> (дата звернення: 18.06.2024).
20. Convolutional neural network style transfer towards Chinese paintings / J. Sheng, C. Song, J. Wang, Y. Han. *IEEE access*. 2017. Vol. 20. P. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2952616> (date of access: 16.06.2024).
21. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions / L. Alzubaidi et al. *Journal of big data*. 2021. Vol. 8, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8> (date of access: 16.06.2024).
22. Gao X., Tian Y., Qi Z. RPD-GAN: learning to draw realistic paintings with generative adversarial network. *IEEE transactions on image processing*. 2020. Vol. 29. URL: <https://doi.org/10.1109/tip.2020.3018856> (date of access: 16.06.2024).
23. Guarnera L., Giudice O., Battiato S. Fighting deepfake by exposing the convolutional traces on images. *IEEE access*. 2020. Vol. 8. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3023037> (date of access: 16.06.2024).
24. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale / Dosovitskiy A. et al. *Arxiv*. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2010.11929> Дата публікації: 22.10.2020 (дата звернення: 18.06.2024).
25. *Neural Network Framework. PyTorch*. URL: <https://pytorch.org/> Дата публікації: 22.10.2020 (дата звернення: 18.06.2024).
26. Google Colab AI platform. *Google Colab*. URL: <https://colab.research.google.com/> (дата звернення: 18.06.2024).
27. Find open datasets and machine learning projects. *Kaggle: Your Machine Learning Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets> (дата звернення: 18.06.2024).

References

1. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139–144. <https://doi.org/10.1145/3422622>
2. Karpathy, A., & Fei-Fei, L. (2017). Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions. *IEEE Machine Intelligence*, 39(4), 664–676. <https://doi.org/10.1109/tpami.2016.2598339>
3. Bengio, Y., Lecun, Y., & Hinton, G. (2021). Deep learning for AI. *Communications of the ACM*, 64(7), 58–65. <https://doi.org/10.1145/3448250>
4. Sandoval, C., Pirogova, E., & Lech, M. (2019). Two-Stage deep learning approach to the classification of fine-art paintings. *IEEE Access*, 7, 41770–41781. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2907986>
5. Lecoutre, A. (б. д.). Recognizing art style automatically in painting with deep learning. *У Proceedings of the ninth asian conference on machine learning* (с. 327–342). <https://proceedings.mlr.press/v77/lecoutre17a.html>
6. Sanakoyeu, A., Kotovenko, D., & Lang, S. (2018). A style-aware content loss for real-time HD style transfer. *Arxiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.10201>
7. Trach, Y. (2021). Artificial intelligence as a tool for creating and analysing works of art. *Culture and Arts in the Modern World*, (22), 164–173. <https://doi.org/10.31866/2410-1915.22.2021.235907>

8. Sovhyra, T. (2021). Artificial intelligence and issue of authorship and uniqueness for works of art (technological research of the next rembrandt). *Culture and Arts in the Modern World*, (22), 156–163. <https://doi.org/10.31866/2410-1915.22.2021.235903>
9. Volynets, V. (2023). The impact of artificial intelligence on contemporary art: Opportunities and challenges. *Digital Platform: Information Technologies in Sociocultural Sphere*, 6(1), 21–31. <https://doi.org/10.31866/2617-796x.6.1.2023.283933>
10. Potapenko, V. (2022). *Neural networks for object recognition* [Diploma thesis for a master's degree in Computer Science, National Aviation University]. <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/57740>
11. Martynenko, A. (2023). *Methods and models of organisation, processing and analysis of data in an intelligent decision support system for identification of paintings* [PhD dissertation, National Technical University "Dnipro Polytechnica"]. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/165588>
12. McCulloch, W., & Pitts, W. (1990). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 52(1–2), 99–115. <https://www.cs.cmu.edu/~epxing/Class/10715/reading/McCulloch.and.Pitts.pdf>
13. Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
14. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
15. Davydova, A., Rakhmanina, A., & Kozryatska, Y. (2023, May 04). *FILM.UA Design experience: Practical cases of using neural networks and AI in Ukrainian cinema and TV series*. Media Business Reports. <https://mbr.com.ua/uk/news/technology/4959-sannikov-ai>
16. *Workshop for the council of young scientists of KNUCA*. (2024, February 22). KNUCA – Kyiv National University of Culture and Arts. <https://knukim.edu.ua/vorkshop-vid-rady-molodyh-uchenyh-knukim-2/>
17. Sannikov, Ye. *Innovative methods in content production. AI for image and video generation, deepfake, neural scanning, virtual studios*. International festival of contemporary animation and media art LINOLEUM. <https://linoleumfest.com/uk/program/lectortium/events/innovations-production>
18. Ahrneteg, J. (2019). *Semantic segmentation of historical document images using recurrent neural networks* [Blekinge Institute of Technology]. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1332073/FULLTEXT01.pdf>
19. *GitHub – Grimwan/ReccurentNeuralDSS: ReccurentNeuralNetwork*. (б. д.). GitHub. <https://github.com/Grimwan/ReccurentNeuralDSS>
20. Sheng, J., Song, C., Wang, J., & Han, Y. (2017). Convolutional neural network style transfer towards chinese paintings. *IEEE Access*, 20, 1–9. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2952616>
21. Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamagna, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
22. Guarnera, L., Giudice, O., & Battiato, S. (2020). Fighting deepfake by exposing the convolutional traces on images. *IEEE Access*, 8. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3023037>
23. Gao, X., Tian, Y., & Qi, Z. (2020). RPD-GAN: Learning to draw realistic paintings with generative adversarial network. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, 8706–8720. <https://doi.org/10.1109/tip.2020.3018856>
24. Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). *An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale*. *Arxiv*. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>
25. *Neural Network Framework*. (2020, October 22). PyTorch. <https://pytorch.org/>
26. *Google Colab AI platform*. Google Colab. <https://colab.research.google.com/>
27. *Find open datasets and machine learning projects*. Kaggle: Your Machine Learning Community. <https://www.kaggle.com/datasets>

Подано до редакції 31.03.2024