

УДК 7.025:004.8:[75.046.3:477]

DOI <https://doi.org/10.24919/2308-4863/98-1-12>

Богдан ГЕРАЩЕНКО,

orcid.org/0009-0001-7788-8082

викладач кафедри мистецтв

Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка

(Кропивницький, Україна) *b.o.geraschenko@cuspu.edu.ua*

Роман ТКАЧЕНКО,

orcid.org/0009-0008-0228-4015

викладач кафедри мистецтв

Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка

(Кропивницький, Україна) *r.s.tkachenko@cuspu.edu.ua*

ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ПРОЦЕСІ РЕСТАВРАЦІЇ ТВОРІВ ІКОНОПИСУ

У статті досліджуються перспективи та методологічні засади інтеграції генеративного штучного інтелекту в наукову практику реставрації творів образотворчого мистецтва. Автори розглядають перехід від традиційних методів ручної регенерації втрачених фрагментів до використання сучасних дифузійних моделей (Flix 2 Pro, Gemini 3 Pro та інших). Було проведено дослідження на прикладі реального зразку сакрального живопису, зокрема народному іконопису центральноукраїнського регіону початку–середини ХХ століття, де фактор типовості та канонічності дозволяє ефективно застосовувати навчені нейромережі для візуальної реконструкції.

Ключовою науковою проблемою дослідження є суперечність між стохастичною природою нейронних мереж, схильних до «галюцинування» (внесення надлишкової семантичної інформації), та жорсткими етичними нормами реставрації, що вимагають збереження автентичності та принципу мінімального втручання. Питання полягає у розробці методів контрольованого синтезу, які дозволили б пригнітити творчу імпровізацію алгоритму та спрямувати його роботу виключно на відтворення документально обґрунтованих текстур і форм.

Робота має на меті визначення технічних меж та етичних рамок використання ШІ-інструментів у реставраційному процесі. Основний фокус спрямований на побудову гібридного робочого процесу, де ШІ виступає не як заміна реставратора, а як високотехнологічний інструмент фіксації стану твору та варіантного моделювання ретуші.

У ході дослідження сформовано авторський алгоритм впровадження ШІ в реставраційну практику. Обґрунтовано доцільність застосування методів геометричного кондиціонування (ControlNet) та доменної адаптації (LoRA) для забезпечення точності генерації. Результати апробування довели, що використання структурних карт (outline maps) та низьких значень денойзингу дозволяє отримати візуально достовірне відновлення втрачених ділянок ікони, яке зберігає характер авторського мазка та кракелюру. Автори доводять, що за умови дотримання запропонованого протоколу (попереднє очищення, контурна фіксація, локальний синтез), використання генеративних моделей не веде до фальсифікації пам'ятки, а навпаки, забезпечує наукову обґрунтованість реставраційного рішення.

Ключові слова: генеративний штучний інтелект, реставрація іконопису, етика реставрації, автентичність, цифрова реконструкція, ControlNet, нейронні мережі.

Bohdan HERASHCHENKO,

orcid.org/0009-0001-7788-8082

Lecturer at the Department of Arts

Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State University
(Kropyvnytskyi, Ukraine) b.o.geraschenko@cuspu.edu.ua**Roman TKACHENKO,**

orcid.org/0009-0008-0228-4015

Lecturer at the Department of Arts

Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State University
(Kropyvnytskyi, Ukraine) r.s.tkachenko@cuspu.edu.ua

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS IN THE RESTORATION PROCESS OF ICON PAINTINGS

The article examines the prospects and methodological foundations for integrating generative artificial intelligence into the scientific practice of fine arts restoration. The authors explore the transition from traditional methods of manual regeneration of lost fragments to the utilization of modern diffusion models (such as Flux 2 Pro, Gemini 3 Pro, and others). A study was conducted using an actual specimen of sacred painting, specifically folk iconography of the Central Ukrainian region from the early-to-mid 20th century, where the factor of typicality and canonical structure allows for the effective use of trained neural networks for visual reconstruction.

The key scientific problem of the research is the contradiction between the stochastic nature of neural networks, which are prone to "hallucinating" (introducing redundant semantic information), and the strict ethical standards of restoration that demand the preservation of authenticity and the principle of minimal intervention. The issue lies in developing methods for controlled synthesis that can suppress the algorithm's creative improvisation and direct its operation exclusively toward reproducing scientifically justified textures and forms.

The study aims to define the technical boundaries and ethical frameworks for using AI tools in the restoration process. The primary focus is on constructing a hybrid workflow where AI serves not as a replacement for the restorer, but as a high-tech tool for documenting the condition of the artwork and for alternative modeling of retouching.

In the course of the research, an original algorithm for implementing AI in restoration practice was formulated. The feasibility of using geometric conditioning methods (ControlNet) and domain adaptation (LoRA) to ensure generation accuracy has been substantiated. Testing results proved that utilizing structural maps (outline maps) and low denoising strength values allows for visually authentic restoration of lost icon sections, preserving the character of the artist's brushwork and the craquelure pattern. The authors demonstrate that by following the proposed protocol (pre-cleaning, contour fixation, local synthesis), the use of generative models does not lead to the falsification of the monument; on the contrary, it ensures the scientific validity of the restoration decision.

Key words: generative artificial intelligence, icon restoration, restoration ethics, authenticity, digital reconstruction, ControlNet, neural networks.

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток генеративного штучного інтелекту відкриває нові можливості в галузях, де традиційно домінувала ручна праця висококваліфікованих фахівців. Реставрація творів мистецтва є однією з тих сфер, де будь-яке технологічне втручання потребує особливо виваженого підходу, зумовленого незворотністю більшості процесів та необхідністю збереження автентичності культурної спадщини. На сьогодні впровадження цифрових ресурсів у різні сфери суспільного життя є поширеною практикою, проте у сфері образотворчого мистецтва постає суттєва проблема: стохастична природа нейронних мереж, схильних до «галюцинування» – мимовільного внесення надлишкової семантичної інформації.

Особливої актуальності це питання набуває при роботі з типовими творами іконопису, або

при опрацюванні робіт авторів з характерним стилем що дозволяє впровадження ШІ. Брак відомостей про авторство та точне походження таких пам'яток вимагає розробки методології контрольованого синтезу, яка б забезпечувала високу точність регенерації текстур при одночасному пригніченні творчої імпровізації алгоритму. Недостатня вивченість меж допустимого втручання ШІ у реставраційну практику зумовлює потребу в детальному аналізі сучасних моделей (Flux 2 Pro, Seedream 4.5 Edit, Gemini 3 Pro) як інструментів науково обґрунтованої реконструкції.

Аналіз досліджень і публікацій. У процесі підготовки матеріалу проведено аналіз технічних можливостей редагувально-семантично орієнтованих генеративних систем та їхньої здатності зберігати композиційну структуру вхідного зображення. Теоретичним підґрунтям дослідження

стали принципи збереження автентичності, закладені в міжнародних реставраційних хартіях, а також сучасні розвідки у галузі комп'ютерного зору та дифузійних моделей. Попри наявність праць, присвячених загальним аспектам використання цифрових технологій у музеєзнавстві, питання практичного застосування ШІ саме в реставрації мало дослідження. Це створює необхідність систематизації підходів до імплементації ШІ-інструментів, які дозволили б зберегти фактор «типовості» та стилістичну цілісність пам'ятки.

Мета статті. Визначити можливості та технічні межі застосування генеративного штучного інтелекту при вирішенні практичних задач у сфері реставрації творів іконопису, розробити алгоритм контрольованого робочого процесу на прикладі типових ікон центральноукраїнського регіону та сформулювати критерії мінімізації ризиків «галоцинування» моделей при відтворенні авторської манери.

Виклад основного матеріалу. Реставрація є складним комплексом послідовних і взаємозалежних процесів, що включають дослідження стану твору, очищення, консервацію та реконструкцію. Кожен із цих етапів регламентований міжнародними стандартами, зокрема, Венеціанською хартією 1964 р. і підпорядкований принципу мінімального втручання та оборотності (The Venice Charter, 1964: 3).

Перший етап – опис і фіксація стану твору – передбачає детальне документування всіх пошкоджень: кракелюру, лакун ґрунтового шару, поверхневих забруднень, пізніших дописів (Сланський, 2009: 99). Традиційно реставратор складає картограму збереженості вручну, опираючись на макрофотографію, ультрафіолетові та інфрачервоні знімки, рентгенографію. Цей етап є фундаментом для всіх подальших рішень.

Другий етап – очищення – є незворотним процесом механічного або хімічного видалення забруднень, потемнілого лаку та сторонніх нашарувань. Реставратор орієнтується виключно на авторський живопис, його технічні та візуальні характеристики, повністю усуваючи власні естетичні уподобання (Сланський, 2009: 100). Саме тому вхідні зображення для будь-якого аналізу мають бути надані лише після завершення цього етапу: забруднення і потемніння лаку приховують оригінальний вигляд твору, спотворюють колірну палітру і роблять будь-яку автоматизовану обробку недостовірною.

Третій етап – відновлення зв'язків ґрунту з основою (дублювання, ін'єкції адгезиву) – потребує точного знання розташування та глибини

внутрішніх порожнин. Четвертий і п'ятий етапи – зняття лаку та консервація – завершують процес стабілізації твору.

Шостий етап – підведення втрат (ретуш і реконструкція) – є найбільш дискусійним з точки зору творчого втручання. Саме тут реставратор орієнтується на інші роботи того самого автора (за умови його відомості), на подібні твори з тієї ж школи чи майстерні, або ж на усталені іконографічні канони. Одним із ключових принципів є абстрагування: реставратор не має права вносити власні художні рішення, котрі виходять за межі документально підтвердженого оригіналу (Сланський, 2009: 100).

Повертаючись до способів імплементації штучного інтелекту у реставраційний процес, найбільш обґрунтованим з реставраційної точки зору є застосування ШІ на двох ключових етапах: документуванні стану твору та підведенні втрат. Розглянемо детально обидва напрями, а також комплекс технічних підходів, що дозволяють мінімізувати ризик «галоцинування» алгоритму.

На етапі первинного дослідження ШІ здатний суттєво трансформувати рутинну роботу зі складання картограм пошкоджень. Моделі комп'ютерного зору (зокрема, згорткові нейромережі – CNN) дозволяють автоматично розпізнавати та класифікувати типи пошкоджень на макрофотографіях: кракелюр, лакун, пізніші дописи, кіптяву. Паралельно ШІ може об'єднувати знімки у різних спектральних діапазонах (УФ, ІЧ, рентген) в єдину інтерактивну модель, автоматично підсвічуючи приховані нашарування або авторські зміни (пентименті). Аналізуючи дані тепловізорів чи ультразвукового сканування, алгоритм здатний будувати точні топографічні карти внутрішніх порожнин, що є необхідним для розрахунку місць введення адгезиву.

Критерієм задовільного результату роботи ШІ є стан, за якого алгоритм допрацьовує виключно пошкоджені ділянки і не деформує оригінальне зображення. Будь-яка генерація, що виходить за межі науково обґрунтованої реконструкції, перетворює реставрацію на фальсифікацію, нівелюючи історичну та художню цінність пам'ятки. Тому перед застосуванням генеративних моделей фахівець зобов'язаний вивчити аналогічні за часом, регіоном та школою виконання твори, проаналізувати характерний мазок, колористичну гаму та символіку конкретних майстерень. Лише такий комплексний підхід дозволяє верифікувати результати, запропоновані ШІ.

Для мінімізації творчої імпровізації алгоритму в реставраційній практиці доцільно використовувати такі методи:

Доменна адаптація через LoRA (Low-Rank Adaptation). Генеративні моделі загального призначення навчені на масивах даних із високою дисперсією стилів, що робить їх схильними до внесення анахронічних деталей. Метод LoRA дозволяє звузити ймовірнісний розподіл моделі до конкретного візуального домену – стилю певного автора або епохи – без повної перетренованості. Датасет для навчання адаптера має складатися виключно з автентичних фрагментів тієї самої школи чи майстерні. Встановлення низької ваги LoRA (0.4-0.6) під час генерації забезпечує баланс між загальними знаннями моделі та специфічними текстурними особливостями конкретного твору.

Геометричне та семантичне кондиціонування (ControlNet). Метод просторового кондиціонування є найефективнішим способом обмежити «фантазію» ШІ при відновленні великих лакун. Реставратор вручну наносить лінійні контури (line art/scribbles) втрачених деталей на основі дослідження іконографічних аналогів. Ці контури слугують «жорстким» структурним апріором для архітектур типу ControlNet (детектори Canny, Scribble, Lineart). Модель перестає вгадувати форму – вона виконує лише текстурний синтез у межах заданої геометрії. Для складних композицій можна додатково застосовувати маски семантичної сегментації, де кожен колір відповідає певному класу об'єктів («тканина», «шкіра», «дерево»), що унеможливує появу логічно невідповідних елементів.

Мінімізація Denoising Strength. При ітеративному відновленні через img2img параметр сили денойзингу має залишатися в межах 0.3–0.5. Вищі значення призводять до повної перебудови піксельної структури, тоді як нижчі зберігають оригінальну колірну та композиційну основу.

Детерміноване семплювання. Використання семплерів типу DPM++ SDE або DDIM із фіксованим значенням Seed забезпечує відтворюваність результату та стабільність мікроструктур – що є принциповим для документування реставраційного процесу.

Prompt Engineering. Негативні підказки (negative prompts) мають виключати сучасні стилі, цифрову обробку, специфічні художні манієри та артефакти стиснення. Промпт повинен бути максимально описувальним і нейтральним: замість «beautiful skin» – «oil painting texture, craquelure pattern».

Reference-Only Control. Механізм IP-Adapter або модулі взаємної уваги (Cross-Attention) дозволяють використовувати вціліла ділянка того самого полотна як референс текстури. Це гаран-

тує ідентичний коефіцієнт зернистості та характер мазка пензля у відновленому фрагменті.

На основі аналізу зазначених підходів пропонується такий алгоритм реставраційної роботи із застосуванням ШІ:

- Аналітичний етап: створення картограми втрат (маски пошкоджених ділянок) після повного очищення твору.

- Контурна фіксація: ручна реконструкція лінійної структури втрачених елементів на основі іконографічних аналогів і методу екстраполяції ліній.

- Локальний синтез (Inpainting): генерація в межах маски з використанням ControlNet для утримання форми та LoRA-адаптера для відтворення специфічної техніки.

- Пост-процесинг: апскейлінг за допомогою нейронних мереж (наприклад, SwinIR), навчених на мікрофотографіях полотен, для відновлення автентичної фактури фарби та кракелюру.

- Верифікація: порівняння результату з вихідними аналогами та затвердження реставратором.

Таким чином, ШІ переходить з ролі «художника» до ролі високотехнологічного «інструменту виконання», повністю підпорядкованого фаховому рішення реставратора.

За результатами практичного апробування було сформовано робочий процес для етапу поверхневого відновлення втрачених деталей зображення.

Першим кроком є використання структурної карти (контурного зображення) як жорсткого референсу для контролю композиції. Реставратор вручну позначає контури втрачених елементів на основі іконографічних аналогів, після чого ця карта передається моделі як просторове обмеження (structural prior). Такий підхід мінімізує вірогідність довільного «домислення» форми і контуру алгоритмом, оскільки генерація відбувається не у вільному, а в чітко визначеному геометричному просторі.

Другим ключовим компонентом є коректне формулювання текстового промпту (англійською мовою). Ефективний промпт має містити такі директивні тези: точне дотримання структури наданого контурного зображення («*strictly follow the provided composition structure*»), використання контурної карти як compositional reference («*use the outline image as a compositional reference*»), а також пряма вказівка на характер завдання («*restore the missing parts of the image*»). Доцільно також включати стислий опис іконографічного сюжету та стилістичних ознак твору (технічний прийом, художня школа, матеріал). Для точнішого управління колірним рішенням рекомендується

додавати якісні характеристики тонального діапазону — наприклад: «*warm, dark tonality*», «*high contrast, muted palette*», «*golden ochre highlights*» тощо. Такий рівень деталізації промпту суттєво звужує простір можливих генерацій і дозволяє отримати результат, наближений до авторської манери.

Застосування описаного підходу дає змогу у форматі коротких ітерацій отримати цілісне зображення твору — як орієнтир для подальшої реставраційної роботи. Отриманий результат може слугувати:

а) референсом колірною та тонального рішення при нюансній кольоровій корекції відновлених ділянок;

б) наочним макетом цілісного стану твору, що полегшує фахове прийняття рішень на наступних етапах реставрації.

Висновки. Проведений аналіз засвідчує, що генеративний штучний інтелект може бути продуктивно інтегрований у процес реставрації іконопису — за умови чіткого розмежування функцій між алгоритмом та фахівцем. Найбільш доцільним є застосування ШІ на етапах документування пошкоджень та підведення незначних

втрат, де автоматизація здатна суттєво прискорити аналітичну роботу без загрози автентичності твору.

Ключовою умовою коректного застосування є підготовка якісного вхідного матеріалу: зображення має бути надано після повного очищення полотна, оскільки забруднення та потемнілий лак унеможливають достовірний аналіз. Не менш важливим є попереднє дослідження іконографічних аналогів — без нього верифікація результатів ШІ є неможливою.

Синергія методів LoRA-адаптації, ControlNet-кондиціонування та детермінованого семпловання дозволяє перевести генеративну модель з режиму вільного дослідження латентного простору в режим контрольованого виконання в заданих межах. Це забезпечує науково обґрунтований результат і унеможливує перетворення реставрації на фальсифікацію.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на формування верифікованих датасетів іконопису центральноукраїнського регіону для навчання спеціалізованих LoRA-адаптерів, а також на розробку стандартизованого протоколу документування ШІ-асистованих реставраційних втручань.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Baskin D. DALL·E: Introducing outpainting. OpenAI. 2022. 31 Aug. URL: <https://openai.com/blog/dall-e-introducing-outpainting> (дата звернення: 20.03.2026).
2. CompVis/stable-diffusion: A latent text-to-image diffusion model. GitHub. URL: <https://github.com/CompVis/stable-diffusion> (дата звернення: 20.03.2026).
3. DALL·E: Creating images from text. OpenAI. 2021. 5 Jan. URL: <https://openai.com/research/dall-e> (дата звернення: 20.03.2026).
4. Hu E. J., Shen Y. et al. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. arXiv preprint. 2021. arXiv:2106.09685. DOI: 10.48550/arXiv.2106.09685.
5. International Charter for the Conservation and Restoration of Monuments and Sites (The Venice Charter 1964): II International Congress of Architects and Technicians of Historic Monuments, Venice, 1964 / ICOMOS.
 1. Venice, 1964. 6 p. URL: https://www.icomos.org/images/DOCUMENTS/Charters/venice_e.pdf (дата звернення: 20.03.2026).
 6. Liang J. et al. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer. ICCV Workshops. 2021. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00210.
 7. Zhang L., Rao A., Agrawala M. Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models (ControlNet). arXiv preprint. 2023. arXiv:2302.05543. DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.00361.
 8. Краковецький О. ChatGPT, DALL·E, Midjourney. Як генеративний штучний інтелект змінює світ. Київ: ArtHuss, 2024. 192 с.
 9. Сланський Б. Техніка живопису та реставрації / упоряд. І. Дорофієнко ; пер. В. Кузьменка. Київ: Мистецтво, 2009. 312 с.

REFERENCES

1. Baskin D. (2022) *DALL·E: Introducing outpainting*. OpenAI. URL: <https://openai.com/blog/dall-e-introducing-outpainting> (Last accessed: 20.03.2026).
2. CompVis (2022) *stable-diffusion: A latent text-to-image diffusion model*. GitHub. URL: <https://github.com/CompVis/stable-diffusion> (Last accessed: 20.03.2026).
3. Hu E. J., Shen Y., Wallis P. et al. (2021) *LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models*. arXiv preprint. arXiv:2106.09685. DOI: 10.48550/arXiv.2106.09685
4. ICOMOS. (1964) *International Charter for the Conservation and Restoration of Monuments and Sites (The Venice Charter 1964)*. II International Congress of Architects and Technicians of Historic Monuments. Venice. URL: https://www.icomos.org/images/DOCUMENTS/Charters/venice_e.pdf (Last accessed: 20.03.2026).

5. Krakovetskyi O. (2024) ChatGPT, DALL·E, Midjourney. Yak heneratyvnyi shtuchnyi intelekt zminiuiе svit. [ChatGPT, DALL·E, Midjourney. How generative artificial intelligence is changing the world] ArtHuss, Kyiv. 192. [in Ukrainian].
6. Liang J. et al. (2021) *SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer*. ICCV Workshops. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00210
7. OpenAI. (2021) *DALL·E: Creating images from text*. URL: <https://openai.com/research/dall-e> (Last accessed: 28.10.2023).
8. Slanskyi B. (2009) *Tekhnika zhyvopysu ta restavratsii*. [Painting technique and restoration] Mystetstvo, Kyiv. 312. [in Ukrainian].
9. Zhang L., Rao A., Agrawala M. (2023) *Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models (ControlNet)*. arXiv preprint. arXiv:2302.05543. DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.00361

Дата першого надходження статті до видання: 03.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 05.05.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 25.05.2026

Стаття поширюється на умовах
ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

