

ВІДНОВЛЕННЯ ПОШКОДЖЕНИХ ФОТОГРАФІЙ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ

Нечко Д. С.

dimanechkoq11@gmail.com

Черкаський державний фаховий бізнес-коледж

Ночевнов Д. П.

м. Черкаси, Україна

Відновлення пошкоджених фотографій (інпейтинг) є однією з важливих задач комп'ютерного зору. Воно полягає у заповненні відсутніх або пошкоджених ділянок зображення з використанням контекстної інформації [1]. З масовим використанням методів відновлення, зростає і попит на високу якість фото та відео в інтернеті. Значний вплив на розвиток генеративного синтезу зображень мали генеративно-змагальні мережі (GAN). Їх принцип роботи полягає в одночасному навчанні двох нейромереж: генератора і дискримінатора, які складаються з Convolutional Neural Network (CNN). Задача дискримінатора полягає у виявленні реальних та фальшивих даних, а генератора – генерувати такі фото щоб дискримінатор не зміг їх відрізнити від реальних. Водночас GAN-моделі мають обмеження у відновленні складних структур (текстур, просторових відношень) та підтриманні семантичної цілісності, особливо при роботі з невіривняними обличчями чи дрібними деталями, що призводить до появи артефактів і отримання не коректних результатів [1, 2].

Іншим перспективним напрямком є прискорення процесу генерації. Прикладом такого підходу є модель TurboFill. Її архітектура належить до класу diffusion-based models і пропонує вирішення ключової проблеми інпейтингу – забезпечення одночасної структурної та семантичної узгодженості відновлених областей. Основною інновацією PixelHacker є механізм керування латентними категоріями, що отримав назву Latent Categories Guidance (LCG). Цей механізм базується на роздільному кодуванні ознак переднього плану (foreground) та фону (background) [1].

Архітектура PixelHacker будується на основі latent diffusion, де процес денойзингу модифіковано для інтеграції LCG-ембедингів. На відміну від традиційних підходів, де ознаки обробляються узагальнено, запропонована архітектура забезпечує розмежування відповідальності: foreground embeddings відповідають за цілісність об'єктів, тоді як background embeddings контролюють узгодженість оточення. Така декомпозиція дозволяє уникнути типових для інпейнтингу артефактів, пов'язаних зі змішуванням семантично різнорідних елементів під час відновлення втрачених областей [1].

Окрему увагу привертають моделі, орієнтовані на роботу на пристроях з обмеженими ресурсами. Прикладом є модель KXT-GAN (Kernel Expansion Transform GAN), представлена в роботі [3], яка пропонує архітектурне вирішення ключової проблеми впровадження систем відновлення зображень безпосередньо на смартфонах споживчого класу. Головний виклик полягає в обмежених обчислювальних ресурсах цих пристроїв, що унеможлиблює пряме використання важких генеративних моделей, які зазвичай розгортаються на серверах.

Основною інновацією KXT-GAN є спеціалізована архітектура, орієнтована на ефективне виконання на нейронних процесорах (NPU) сучасних мобільних платформ. В її основі лежить новий тип згортки – Depth-dilated Fusion Convolution (DDF-Conv) [3]. Зменшення параметрів за допомогою DDF-Conv може обмежити здатність моделі розуміти довгострокові контекстуальні залежності, необхідні для якісного заповнення великих пошкоджених областей. Для компенсації використовується Kernel Expansion Transform Block.

Ще однією особливістю є використання крос-рівневих з'єднань, подібних до архітектури U-Net. Ці з'єднання допомагають ефективно передавати дрібнозернисті ознаки з енкодера до декодера, мінімізуючи втрату важливої просторової інформації. Це є ключовим для уникнення артефактів, таких як повторювані текстури чи кольорові плями, особливо при роботі з високою роздільною здатністю та великими областями дефектів [4].

Перш за все, відновлення фото активно використовуються для реставрації пошкоджених фотографій, зокрема для усунення подряпин, плям, заломів та інших дефектів, що виникли внаслідок фізичного старіння знімків або помилок під час їхнього зберігання [1, 2]. У цьому контексті генеративні моделі дозволяють не просто зафарбувати дефект, а й семантично узгоджено домальовувати втрачені фрагменти, спираючись на контекстну інформацію з непошкоджених ділянок [1].

Іншою важливою сферою є редагування цифрових зображень у професійних та аматорських фоторедакторах, де інпейнтинг використовується для видалення небажаних об'єктів (наприклад, випадкових перехожих, сміття чи технічних елементів) або для відновлення фону після вирізання певного об'єкта [2].

Сучасні архітектури, що орієнтовані на роботу на смартфонах споживчого класу, дозволяють виконувати такі операції безпосередньо на пристрої без передачі даних на сервер, що критично для збереження конфіденційності приватних знімків [3]. Крім того, технології відновлення знаходять застосування в кіноіндустрії та мультимедіа для ремастерингу старих відеоматеріалів, усунення артефактів стиснення та підвищення якості зображень у реальному часі [4]. У наукових дослідженнях методи інпейнтингу застосовуються, зокрема, для обробки супутникових знімків і видалення хмар під час аналізу рельєфу (рис.1), тоді як GAN-моделі можуть використовуватися для візуалізації можливих змін у міському середовищі (рис. 2) [5].

Розглянувши сучасні підходи до відновлення зображень демонструють чітку еволюцію від класичних генеративних мереж до більш спеціалізованих архітектур, кожна з яких вирішує специфічні задачі. Сучасні методи інпейнтингу розвиваються у напрямку покращення структурної та семантичної узгодженості, підвищення швидкодії через скорочення кроків дифузії [3], а також адаптації до роботи на пристроях з обмеженими ресурсами, зокрема смартфонах [4].

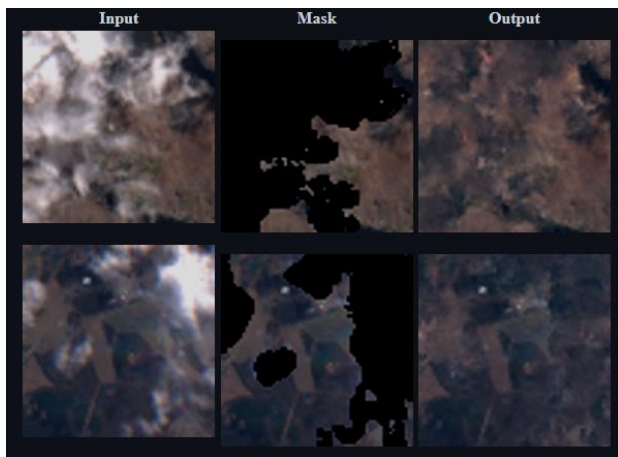


Рисунок 1 – Видалення хмар

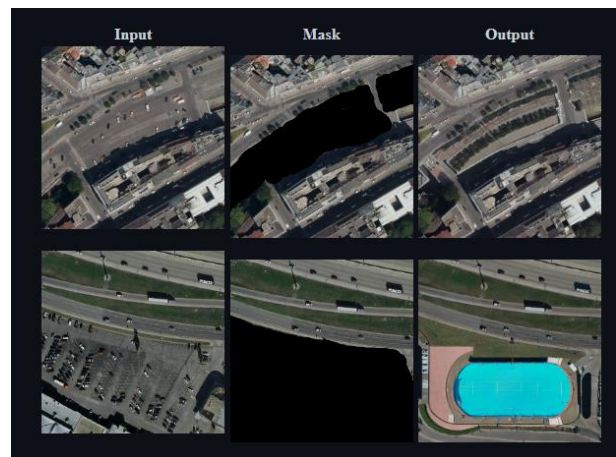


Рисунок 2 – Приклад зміни у місті

Незважаючи на відмінності в архітектурних рішеннях – від керування латентними категоріями до легких згорток та адаптерних систем – спільною рисою цих підходів є прагнення до балансу між якістю відновлення, обчислювальною ефективністю та збереженням контекстуальної цілісності зображень.

Список використаних джерел:

1. PixelHacker: image inpainting with structural and semantic consistency / Z. Xu та ін. // arXiv. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2504.20438> (дата звернення: 15.03.2026).
2. PixelHacker Project Page. HUST Vision Lab. URL: <https://hustvl.github.io/PixelHacker/> (дата звернення: 15.03.2026).
3. Multi-Scale receptive field architecture for consumer-grade smartphone image inpainting/M. Tan та ін. // TechRxiv. URL: <https://www.techrxiv.org/users/911592/articles/1285179> (дата звернення: 15.03.2026).
4. GitHub - htyjers/NTN-Diff: [NeurIPS 2025] One Stone with Two Birds: A Null-Text-Null Frequency-Aware Diffusion Models for Text-Guided Image Inpainting. GitHub. URL: <https://github.com/htyjers/NTN-Diff?tab=readme-ov-file> (дата звернення: 15.03.2026).

5. Diffusion Models for Earth Observation Use-cases: from cloud removal to urban change detection. ar5iv. URL: <https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2311.06222> (дата звернення: 15.03.2026).

УДК 004.8:070:004.056

АВТОМАТИЗОВАНИЙ АНАЛІЗ ФЕЙКОВИХ НОВИН ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Воробйова В.Ю.

vorobyova.valentina2005@gmail.com

Черкаський державний фаховий бізнес коледж

Бреус Р.В.

м. Черкаси, Україна

Фейкові новини стали серйозною загрозою для сучасного інформаційного середовища, оскільки можуть маніпулювати громадською думкою, поширювати дезінформацію та створювати соціальну напругу. Ручні методи перевірки фактів вимагають значних ресурсів і часу, тому автоматизовані підходи, що базуються на штучному інтелекті, є перспективним рішенням для виявлення неправдивої інформації. Завдяки сучасним алгоритмам штучного інтелекту можна аналізувати великі обсяги даних, визначати ненадійні джерела та виявляти маніпуляції у текстах, зображеннях і відео.

Штучний інтелект використовує різні підходи для аналізу та виявлення фейкових новин. Один із ключових методів – обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP), що дозволяє аналізувати структуру та зміст тексту. Алгоритми штучного інтелекту виявляють характерні ознаки неправдивих новин, такі як емоційно забарвлена лексика, упередженість чи сенсаційність. Завдяки глибокому навчанню нейромережі здатні розпізнавати мовні патерни та логічні невідповідності, що часто присутні у фейкових матеріалах.

Інший важливий аспект – перевірка достовірності джерел. Алгоритми аналізують репутацію джерела, наявність надійних посилань та кореляцію з іншими авторитетними медіа. Для цього використовуються великі бази даних, які містять інформацію про довіреність різних новинних порталів. Окрім