

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-29>

УДК 004.8:004.93'1

Панаскін Денис Валентинович, магістр, головний технічний директор

<https://orcid.org/0009-0002-6900-5902>

ІТ компанія Varteq, Чикаго, Іллінойс, США

ОЦІНКА СТІЙКОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ДО ШУМУ ТА АРТЕФАКТІВ У СКЛАДНИХ УМОВАХ ЕКСПЛУАТАЦІЇ

Панаскін Д.В. Оцінка стійкості нейромережеских моделей до шуму та артефактів у складних умовах експлуатації. Нейронні мережі широко використовуються для вирішення різноманітних складних завдань: від розпізнавання зображень до обробки природної мови. Багато сучасних наукових робіт спрямовано на підвищення ефективності використання нейронних мереж у різноманітних додатках та роботі програмного забезпечення. У ході цієї роботи було проведено аналіз питання стійкості нейромережеских моделей до шуму та артефактів у складних умовах експлуатації та надано їй оцінку. Виявлено, що в будь-якій системі існують шуми, створені внутрішніми фізичними властивостями як пристроїв пам'яті, так і периферійних схем. Вплив цих шумів ще більше зростає у складних умовах експлуатації, що їх викликають додаткові артефакти. Згадано, що шумозаглушення зображень є однією із фундаментальних проблем у сфері обробки зображень, оскільки є обов'язковим етапом у багатьох додатках, пов'язаних із комп'ютерним зором. Особливо це актуально в медичній та військовій сферах, де алгоритми зменшення шуму використовують для отримання якісних рентгенівських знімків у системах комп'ютерної томографії та супутниковій зйомці. Також важливим є питання збереження якості зображень, що їх надають дрони-розвідники, оскільки деякі засоби радіоелектронної боротьби здатні псувати якість зображень чи робити його абсолютно нерозбірливим. Для захисту чіткості зображень зараз активно використовують нейромережескі моделі, оскільки вони демонструють достатньо непогані результати та здатні до наступної адаптації та тренування. Дослідження підкреслює потенціал нейромереж для синтезу та доповнення конфіденційних медичних даних у контексті виявлення клінічних респіраторних захворювань. Отримані результати цього дослідження можуть бути залучені далі до подібних задач у системах комп'ютерного зору, наприклад, під час аналізу зображень у системах відеоспостереження.

Ключові слова: шум, артефакт, нейромережа, модель, зображення, мережева архітектура, згортовка нейронна мережа, аускультация, автоматизація

Panaskin D. Assessment of the resistance of neural network models to noise and artifacts in complex operating conditions. Assessment of robustness of neural network models to noise and artifacts in complex operating conditions. Neural networks are widely used to solve a variety of complex tasks: from image recognition to natural language processing. Many modern scientific works are aimed at increasing the efficiency of the use of neural networks in various applications and software operation. In the course of this work, an analysis of the issue of robustness of neural network models to noise and artifacts in difficult operating conditions was carried out and its assessment was provided. It was found that in any system there are noises created by the internal physical properties of both memory devices and peripheral circuits. The influence of these noises increases even more in difficult operating conditions, which cause additional artifacts. It is mentioned that image denoising is one of the fundamental problems in the field of image processing, as it is a mandatory step in many applications related to computer vision. This is especially relevant in the medical and military fields, where noise reduction algorithms are used to obtain high-quality X-ray images in computer tomography systems and in satellite imaging. The issue of preserving the quality of the image provided by reconnaissance drones is also important, since some means of radio-electronic warfare can spoil the quality of the image or make it completely illegible. To protect clarity, neural network models are now actively used, as they show quite good results and are capable of subsequent adaptation and training. The study highlights the potential of neural networks to synthesize and supplement sensitive medical data in the context of clinical respiratory disease detection. The obtained results of the current study can be involved in the future for similar tasks in computer vision systems, for example, during the analysis of images in video surveillance systems.

Keywords: noise, artifact, neural network, model, image, network architecture, convolutional neural network, auscultation, automation

Постановка проблеми. Проблема зниження впливу шуму під час оброблення зображень для створення якісного фото- і відеоконтенту сьогодні є однією із найважливіших, особливо в контексті ефективності роботи систем комп'ютерного зору [1]. Надзвичайно актуальним це є для зменшення шумів на зображеннях комп'ютерної томографії з низькими дозами радіації, бо через небезпеку високої дози радіаційного опромінення для пацієнтів та лікарів [2] доводиться їх знижувати, що збільшує кількість шумів і артефактів, змушуючи використовувати пост-обробку рентгенівських знімків [3].

Шум здатний накопичуватися в зображеннях під час їхньої обробки чи переходу в цифровий вигляд. Усе це спричиняє зниження чіткості зображення та виникнення артефактів, які заважають зрозуміти масштаб, розміри і границі об'єктів на фото чи відео [4]. У медицині низька якість знімків, виконаних шляхом використання комп'ютерного томографа, здатна спричинити постановку лікарем неправильного діагнозу, що є небезпечним для пацієнтів [5]. Для розвідки місцевості за допомогою супутників однією із головних проблем є високочастотний спекл-шум, що змушує проводити попередню фільтрацію отриманих зображень ще до їхньої обробки [6].

Таким чином, під час обробки зображень необхідно знайти компроміс між точним зменшенням шуму і збереженням деталей зображення, що вирішується використанням нейронних мереж. Хоч раніше нейромережі вже і використовувалися в медицині для аускультції легень, але не було виявлено ефективності конкретних нейромереж саме для цієї методики в умовах стороннього шуму [7]. Оскільки різні нейромережеві моделі мають відмінні показники в контексті зменшення шуму, то необхідно провести огляд найпоширеніших із них та оцінити їх з точки зору ефективності боротьби з шумом й артефактами в складних чи специфічних умовах їхньої експлуатації.

Формулювання мети і завдань дослідження. Метою статті є огляд нейромережевих моделей та подальша оцінка їхньої стійкості до шуму та артефактів у складних умовах експлуатації.

Для досягнення поставленої мети було вирішено ряд таких завдань цього дослідження:

- 1) пояснено особливості різних моделей згорткових нейронних мереж;
- 2) досліджено використання згорткової нейромережевої моделі в контексті зменшення шуму і боротьби з появою артефактів на зображеннях та при аускультції легень;
- 3) визначено основні переваги і недоліки використання згорткових нейронних мереж;
- 4) на основі попередніх кроків було надано оцінку стійкості розглянутих нейромережевих моделей до шуму та артефактів у складних умовах експлуатації.

Для вирішення всіх завдань дослідження і досягнення його мети було використано такі загальнонаукові методи:

- метод моніторингу – для збору, систематизації та аналізу інформації про проблеми шуму і артефактів;
- метод порівняння допоміг під час дослідження різних мережевих моделей та їх порівняння;
- метод абстрагування було використано в ході дослідження з метою визначення головних понять та категорій;
- методи аналізу та синтезу були застосовані для ідентифікації факторів і етапів розвитку, а також найважливіших елементів досліджуваного об'єкту.

Для розв'язання загальних завдань поточного дослідження було використано декілька груп спеціальних методів, серед яких можна назвати такі: методи збору та обробки інформації (дослідження онлайн-джерел); проведення аналітичної роботи (виявлення впливу різних факторів, узагальнення) та метод обґрунтувань.

Актуальність досліджуваної теми аргументується важливістю питання контролю якості зображень та процесу аускультції, що дозволяє користувачам фото- і відеотехніки передати вигляд об'єктів точніше, а лікарям – визначати точні діагнози, на основі чого вони можуть вилікувати пацієнтів набагато швидше, якісніше та, головне, безпечніше, без залучення часто непотрібних медичних препаратів чи практик.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Натепер подолання впливу шуму та артефактів шляхом використання різноманітних нейромережевих моделей, як і їх похідних, цікавить багатьох українських і закордонних дослідників та практиків у галузі інформаційних технологій та інженерії програмного забезпечення. Серед вітчизняних вчених слід згадати А. Олексія, Г. Пуху, О. Жеребуха, І. Фармагу, О. Переверзева, К. Трапезона, В. Шликова, О. Воляника, А. Білінську, Я. Більковського, А. Головатюка, Д. Мельничука, Т. Говорущенко.

У спільній статті А. Олексія та Г. Пухи розглянуто питання створення на основі нейронної мережі фреймворку, що може працювати з акустичним шумом, у якому цільовий сигнал забруднено фоновим шумом водного середовища, що відповідає реальним умовам [8].

О. Жеребуха та І. Фармага у своїй науковій праці розглянули процес використання згорткових нейронних мереж для роботи із зображеннями, отриманими з камер відеоспостереження, для створення оптимізованого алгоритму, щоб ефективно виявляти і класифікувати об'єкти на відео в контексті зменшення шуму [9].

О. Переверзев та К. Трапезон із метою зменшення адаптивного білого шуму в зображеннях на основі стратегії залишкового навчання розробили і побудували власну наскрізну глибоку нейронну мережу згорткового типу [10].

У своїй науковій праці В. Шликов та О. Воляник обґрунтували потребу у створенні системи для виявлення артефактів на КТ-зображеннях та розробили свою архітектуру нейромережі в програмному середовищі Python шляхом використання спеціалізованої бібліотеки Keras [11].

Цілий колектив вчених, серед яких А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук та Т. Говорущенко, дослідили питання можливості використання штучного інтелекту та нейронних мереж у комп'ютерному зорі для підвищення швидкості та точності виявлення порушників, що вимагає зменшення рівня шуму та відсутності артефактів [12].

Серед іноземних дослідників питання подолання впливу шуму та артефактів шляхом використання різноманітних нейромережових моделей розглядали М. Momeny, А. Latif, М. Sarram, R. Sheikhpour, Y. Zhang, А. Pesianmi, Т. Pesianmi, W. Zhang, L. Jin, E. Song, X. Xu, Y. Wang, X. Song, K. Chen, S. Kaji та S. Kida.

У статті М. Momeny, А. Latif, М. Sarram, R. Sheikhpour, Y. Zhang пропонується створення шумостійкої згорткової нейронної мережі (NR-CNN) для класифікації зашумлених зображень без будь-якої попередньої обробки для видалення шуму та покращення продуктивності класифікації зашумлених зображень у згорткових нейронних мережах [13].

А. Pesianmi та Т. Pesianmi провели детальне дослідження різних методів згорткової нейронної мережі, що використовуються для усунення шумів на зображенні [14].

W. Zhang, L. Jin, E. Song та X. Xu запропонували нову структуру усунення шумів на основі глибокої згорткової нейронної мережі для придушення імпульсного шуму в кольорових зображеннях. [15].

Y. Wang, X. Song та K. Chen дослідили нову нейронну мережу з каналною та просторовою увагою (CSANN) для згладжування зображень. У CSANN було об'єднано рівень шуму із середнім та максимальним значенням кожного каналу на вході та згорткову мережу для вивчення взаємозв'язку між цими каналами [16].

S. Kaji та S. Kida провели огляд питання трансляції зображень за допомогою глибоких нейронних мереж у контексті усунення шуму й перетворення модальності та реконструкції в медичній візуалізації [17].

Проаналізувавши сучасні матеріали, які сьогодні є у відкритому доступі: наукові збірники, монографії, статті на профільних сайтах – можна зробити висновок, що тема подолання впливу шуму та артефактів шляхом використання різноманітних нейромережових моделей є актуальною та викликає інтерес у багатьох дослідників з будь-якого куточка Землі.

Також, визнаючи вагомий внесок усіх зазначених дослідників в огляд цієї теми, слід відзначити відсутність порівняння й оцінки різноманітних нейромережових моделей у їхніх наукових працях.

Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження.

Для початку необхідно зазначити, що існує безліч видів забруднення, серед яких шумові складають значний відсоток, хоч їхній вплив на організм людини і не настільки шкідливий, як, наприклад, хімічних [18]. Для зображень найбільш небезпечним забрудненням є саме шумове. Розглянемо детальніше його класифікацію:

– адитивний білий шум Гауса (AWGN) – базова модель шуму, що використовується для імітації ефекту випадкових процесів, які відбуваються в природі. Він додається до будь-якого шуму, який може бути притаманний системі та має рівномірну потужність у смузі частот цієї системи й нормальний розподіл у часовій області з її середнім значенням – нуль [19];

– імпульсний шум – вид шуму, який визначається заміною частини пікселів значеннями фіксованої чи випадкової величини, що пов'язано із втратами при передачі зображень каналами зв'язку [20];

– шум квантування – це різниця між значеннями вихідного й квантованого за рівнем аудіосигналу;

– шум Пуассона (дробовий) – складається із послідовності стрибків, які поступово зменшуються з часом [21];

– спекл-шум – мультиплікативний шум, що знижує якість зображення при діагностичних дослідженнях, надаючи знімкам вигляд розсіяної хвилі, створеної великою кількістю крихітних розсіяних віддзеркалень, які проходять через внутрішні органи.

Головною проблемою при усуненні шуму на зображенні є те, як відрізнити сам шум і краї та текстуру зображення, бо всі вони мають високочастотні компоненти.

Лінійні, нелінійні та неадаптивні фільтри були першими, що використовувалися для очистки зображень. Фільтри зменшення шуму поділяються на шість категорій (лінійні, нелінійні, адаптивні, вейвлет-фільтри, фільтри рівняння в частинних похідних (PDE) і фільтри загальної варіації). Особливості їхнього використання можна побачити у табл. 1.

Таблиця 1. Особливості використання фільтрів зменшення шуму

№	Назва фільтра	Головні особливості
1	Лінійний	Відповідають вихідним пікселям із вхідними сусідніми пікселями (використовуючи процедуру множення матриці), щоб зменшити шум
2	Нелінійний	Зберігають інформацію про краї та пригнічують шум. У більшості застосувань фільтрації нелінійний фільтр використовується замість лінійного
3	Адаптивний	Використовують статистичні компоненти для додатків реального часу (прикладом є найменше середнє квадратичне і рекурсивне середньоквадратичне)
4	Вейвлет	Дають можливість, змінюючи свої налаштування, не тільки зменшувати шуми, але і «витягати» невиявлені компоненти корисного сигналу
5	Рівняння в частинних похідних	Дозволяє фільтрації вздовж орієнтації смуги для всього зображення шляхом чисельного розв'язання рівняння частинних похідних, без необхідності трудомісткого встановлення невеликого вікна фільтрації вздовж орієнтації смуги і переміщення цього вікна фільтрації над кожним пікселем на зображенні
6	Загальної варіації	Є ітераційним фільтром, який зазвичай використовується для зменшення різних типів адитивного або мультиплікативного шуму зі збереженням різких переходів

Більшість згаданих вище фільтрів показали досить позитивні результати для зменшення рівнів шуму на зображеннях, однак і вони мають деякі недоліки, серед яких погана оптимізація фази тестування, налаштування параметрів вручну та складність спеціальних моделей шумозаглушення.

Але використання цих фільтрів не є панацеєю, оскільки вимагає виконання налаштувань в «ручному» режимі, що не актуально для багатьох сфер життя, особливо тих, де потрібна швидкість та відсутність помилок. Такою сферою є медицина, особливо, в контексті аускультативної внутрішніх органів, що використовується ще з 19 століття для діагностики їх порушень. Для цього процесу критичним є питання зменшення зашумлення, щоб «відрізати» не потрібні в діагностиці захворювань «зайві» шуми.

Згадуючи питання зменшення шуму при аускультативній легенів, потрібно зауважити, що, для початку, потрібно класифікувати звуки легенів. Зазвичай така класифікація створюється на основі наступних кроків: вибір ознак, побудова та навчання класифікаторів та оцінка продуктивності.

Оскільки вибір ознак для класифікації звуків легенів є складним та працезатратним процесом, то його виконання в «ручному» режимі вже давно морально застаріло та потребує заміни автоматизованими системами на основі алгоритмів машинного, глибинного чи ансамблевого навчання

Машинні методи навчання хоч і можуть бути використаними для автоматизації класифікації звуку легенів, але вони потребують додаткового початкового етапу екстракції ознак, що виконується «вручну». Такий відбір може призвести до помилок та неточностей, що критично в питанні моніторингу та подальшого призначення лікування для пацієнта, тому значно цікавішими для застосування в аускультативній є два інші алгоритми навчання (глибинне та ансамблеве).

Розглядаючи глибоке навчання, необхідно зауважити, що нейронні мережі, які побудовані на основі використання його алгоритмів, витіснили традиційні методи машинного навчання у побудові автоматичних систем для класифікації звуків легень. В порівнянні з фільтрами звуку, вони мають значно менше недоліків. Серед великої кількості штучних нейромереж широко використовуються згорткові нейронні мережі (CNN), що призначені для екстракції ознак та класифікації звуків легень. Використання цих мереж не обмежується лише загальним усуненням шумів у зображенні, CNN дає чудові результати також і для сліпого усунення шумів.

В виявленні хронічних, нехронічних та нормальних звуків дихання CNN здатні показати високу чутливість навіть в роботі з більш складними та комплексними наборами даних [22]. А

залишкова CNN, що була розроблена в 2015 році, ResNets взагалі показала в мультикласифікації звуків дихання результати, що були близькі до 100% точності [23].

Ансамблеві моделі навчання будуються на основі поєднання кількох алгоритмів глибокого навчання в одній архітектурі. Можливості цих систем в діагностиці вражають. Потрібно зауважити, що включення згорткових нейронних мереж до ансамблів помітно підвищує точність класифікації випадкових звуків легень. Ансамблеві моделі мають великий потенціал для створення, на їх основі, автоматизованих систем з метою класифікації звуків легень та ідентифікації респіраторних захворювань. Наприклад, поєднання згорткової нейронної мережі (CNN) і двонаправленої нейронної мережі з довготривалою пам'яттю (BiLSTM) дозволило досягти точності у 99,62% при класифікації різноманітних респіраторних захворювань [24].

Знаючи про таку високу точність роботи CNN та моделей з її інтеграцією, слід описати основні практики, які використовуються для ефективної роботи із згортковими нейронними мережами в контексті усунення шуму. Описувати ансамблеві моделі немає сенсу, бо вони завжди можуть мати інший вигляд, бо є поєднанням декількох інших.

Оскільки, шуми є проблемою не тільки для процесу аускультатії легень, але і при проведенні комп'ютерної томографії і флюорографії, то для класифікації різноманітних респіраторних захворювань необхідно розглянути і питання боротьби з шумом на зображеннях.

Отже, найкраща та найсучасніша практика обробки шумів за допомогою згорткової нейронної мережі – це розробка мережевої архітектури, яка може впоратися із шумом і «витягнути» значущу інформацію із зображень. Деякі фактори, що впливають на мережеву архітектуру, – це кількість і розмір згорткових шарів, тип і розмір фільтрів або ядер, функції активації, рівні об'єднання та методи регуляризації. Хороша мережева архітектура повинна мати достатню кількість згорткових шарів для захоплення складних візерунків і функцій на зображеннях, але не надто багато, щоб уникнути перевантаження та обчислювальної складності.

Фільтри або ядра обираються відповідно до типу та масштабу шуму, а функції активації мають бути нелінійними та плавними, щоб уникнути зникнення насиченості та градієнта. Об'єднані шари повинні зменшувати розмірність і зберігати важливу інформацію зображень, а методи регуляризації – запобігати переобладнанню та покращувати узагальнення, наприклад, випадання, нормалізацію партії та зменшення ваги.

Ще однією ефективною практикою обробки зображень із шумом за допомогою згорткової нейронної мережі є прийняття стратегії навчання, яка може оптимізувати параметри мережі та мінімізувати функцію втрат. Деякі з факторів, що впливають на стратегію навчання, – це швидкість навчання, оптимізатор, функція втрат, розмір партії та кількість епох.

Швидкість навчання має регулюватися динамічно відповідно до прогресу та продуктивності мережі, а оптимізатор має бути адаптивним і ефективним, наприклад, Adam, RMSProp або SGD із імпульсом. Функція втрат має відображати мету та характер проблеми, наприклад, крос-ентропію для класифікації або середню квадратичну помилку для регресії. Розмір партії має бути збалансований між різноманітністю та стабільністю оновлень градієнта, а кількість епох має бути достатньою для досягнення конвергенції та уникнення надмірного або недостатнього оснащення.

Також необхідно пояснити алгоритм роботи згорткової нейронної мережі із зображеннями, оскільки це дозволяє зрозуміти специфіку використання цих мереж. Виконання будь-якої операції щодо зображень за допомогою згорткової нейронної мережі складається з шести кроків (шарів) що показано в табл. 2.

Таблиця 2. Робота із зображеннями за допомогою згорткової нейронної мережі

№	Назва шару	Дії
1	Вхідний шар	Отримує кольорові зображення у форматі RGB, де кожен піксель представлений значеннями інтенсивності кольорів
2	Згортковий шар	Застосовує фільтри до отриманого раніше зображення, щоб виділити основні характеристики
3	Шар функції активації (ReLU)	Додає нелінійність, використовуючи функцію активації ReLU для виходу згорткового шару
4	Шар пулінга	Зменшує розмірність основних характеристик, вибираючи максимальні значення на кожній ділянці карти ознак

5	Повторення шарів	Об'єднує безліч згорткових та пулінгових шарів для вилучення все більш складних характеристик із вхідного зображення
6	Шар розгладжування	Перетворює вихід попередніх шарів в одномірний вектор, що представляє всі характеристики
7	Повнозв'язковий шар	Приймає вихідні дані та застосовує ваги для класифікації зображення

Після пояснення процесу роботи із зображеннями за допомогою згорткової нейронної мережі слід згадати основні моделі цих мереж. Всього існує чотири основні моделі згорткових нейронних мереж, які показано на рис. 1.

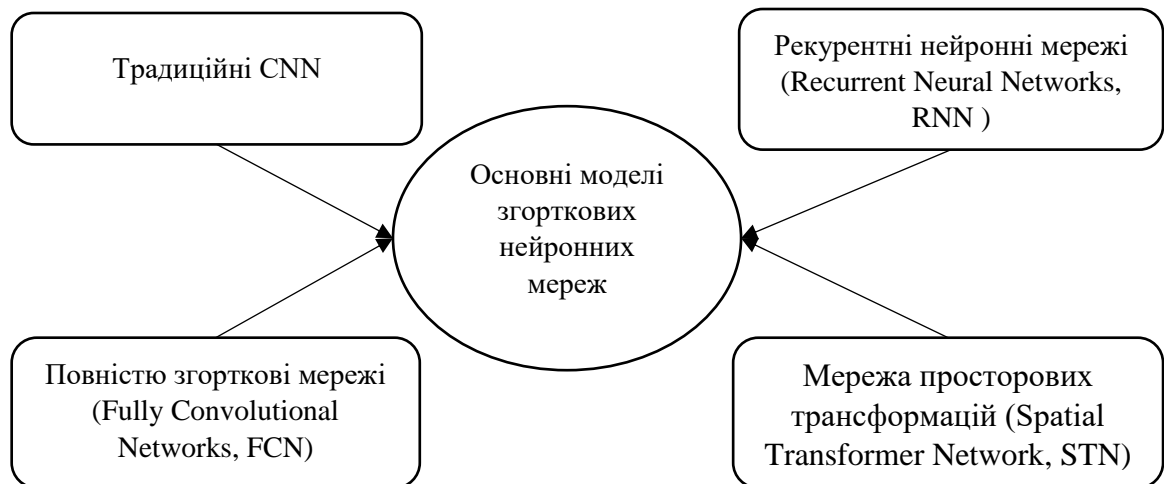


Рис. 1. Моделі згорткових нейромереж

Тепер слід пояснити особливості застосування цих моделей нейромереж у контексті роботи із зображеннями:

1. Традиційні згорткові нейронні мережі (CNN) складаються із серії згорткових та субдискретизуючих шарів, за якими знаходяться один чи декілька повнозв'язкових шарів. Кожен згортковий шар у цій мережі реалізує згортки із використанням фільтрів, що навчаються, для вилучення ознак із вхідного зображення. В основному використовується для аналізу зображень, розбиваючи зображення на дрібні частини та шукаючи шаблони, що допомагають розпізнавати об'єкти на зображенні.

2. Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) здатні послідовно обробляти дані в контексті попередніх значень. На відміну від традиційних нейронних мереж, які обробляють дані у фіксованому порядку, RNN можуть обробляти вхідні дані змінної довжини та робити висновки залежно від попередніх вхідних даних. Рекурентні нейронні мережі зазвичай використовуються в обробці природної мови. При роботі з текстом вони можуть не тільки генерувати його, а й виконувати переклади. Також вони розуміють контекст, враховуючи попередні вхідні та вихідні дані, що дозволяє їм точно перекладати навіть складний текст.

3. Повністю згорткові мережі (Fully Convolutional Networks, FCN): їх часто застосовують для вирішення задач комп'ютерного зору, таких як сегментація зображень, виявлення об'єктів та класифікація зображень. Вони навчаються весь час з використанням методу зворотного розповсюдження помилки для категоризації чи сегментації зображень. Цей метод дає можливість нейромережі розрахувати градієнти функції втрат за вагами, що використовується для обрахунку того, як передбачається очікуваний результат для заданого входу за допомогою моделі машинного навчання. У повністю згорткових мережах відсутні повнозв'язкові шари і вони базуються на основі згорткових шарів, на відміну від традиційних згорткових нейромереж. Це робить їх гнучкішими та ефективнішими для проведення обчислень.

4. Мережа просторових трансформацій (Spatial Transformer Network, STN) використовується для вирішення задач комп'ютерного зору в контексті покращення можливості розпізнавати об'єкти та візерунки на зображенні незалежно від місця їхнього розташування,

орієнтації або масштабу. Цю особливість STN називають просторовою інваріантністю. Прикладом використання чого є мережа, яка здійснює перетворення вхідного зображення ще перед етапом його обробки. Таке перетворення може включати вирівнювання об'єктів на зображенні та виправлення перспективних спотворень або інших змін для покращення роботи мережі в процесі виконання конкретних задач. Мережа просторових трансформацій допомагає працювати із зображеннями, враховуючи особливості їхнього знаходження в просторі, та поліпшує здатність розпізнавати об'єкти в складних умовах експлуатації.

Як і будь-яка нейромережа, використання згорткових нейромереж має свої переваги та недоліки (табл. 3).

Таблиця 3. Переваги та недоліки використання згорткових нейромереж

№	Переваги	Недоліки
1	Інваріантність до зсуву	Великий обсяг розмічених даних для навчання
2	Загальне використання параметрів	Процес навчання займає багато часу
3	Здатність моделювати складні структури даних	Високі вимоги до обчислювальної потужності
4	Навчання моделі відбувається упродовж усього шляху: від вхідних даних до висновку	Глибокі архітектури страждають від перенавчання
5	Можливість вивчати різні рівні параметрів вхідного зображення	Обмеження в завданнях, де треба контекстне розуміння
6	Здатність мінімізувати втрати інформації у процесі навчання	Погано застосовує набуті знання до невідомих даних

Джерело: власна розробка автора

Для тренування згорткової мережі в контексті зменшення шуму і видалення артефактів необхідно створити тренувальний набір із великою кількістю зображень (із артефактами та шумом і без). Далі потрібно створити базову згортку із певною кількістю шарів (чим більше шарів, тим вища точність роботи системи). Потім треба обрати кількість епох, через які пройде мережа (залежно від потреб). Подальші показники точності мережевих моделей будуються на основі відсоткових значень точності на тренувальному, валідаційному та тестовому наборах.

Порівнюючи й обираючи найкращу із моделей згорткових нейромереж для роботи із зображеннями в контексті зменшення шуму і видалення артефактів згідно з їхніми особливостями, запропоновано зупинитися на моделі повністю згорткових мереж (STN), оскільки вона здатна до просторової інваріантності, що є визначальним у цьому питанні, бо застосовує перетворення вхідного зображення перед його обробкою.

В контексті ансамблевих моделей цікавим виглядає, для класифікації звуків легень, поєднання традиційної згорткової мережі (CNN) та двонаправленої нейронної мережі з довготривалою пам'яттю (BiLSTM), де середнє гармонійне значення між точністю і повнотою склало 0,9845, де наближення значення до 1 представляє ідеальну продуктивність.

Підсумовуючи, слід зазначити, що зменшення шуму і видалення артефактів є важливим питанням для галузі медичної візуалізації, дистанційного зондування, військового спостереження, біометрії та криміналістики. Уже існують ефективні засоби вирішення цього питання, але складні умови експлуатації створюють ризики додаткових шумів та артефактів, що вимагає розробки новіших мережевих архітектур.

Висновки та перспективи подальшого дослідження.

Отже, в сучасних умовах інтенсивного розвитку інформаційних технологій неможливо уявити життя людини без використання та обміну зображеннями різних об'єктів. У ході роботи було проведено огляд нейромережевих моделей та подальшу оцінку їхньої стійкості до шуму та артефактів у складних умовах експлуатації. Виявлено основні компоненти шумового забруднення зображень. Згадано особливості використання фільтрів зменшення шуму, використання згорткових нейромереж для зменшення шуму та видалення артефактів. Описано основні моделі згорткових нейромереж та їхні особливості. Перераховано переваги та недоліки використання згорткових

нейромереж та їхнього процесу навчання. Також визначено, що для очищення від шуму зображень актуальною є модель повністю згорткових мереж (STN), через її здатність до просторової інваріантності, а для атоматизації аускультативі легенів оптимальним є використання ансамблевої моделі у вигляді поєднання CNN та BiLSTM.

Отримані результати поточного дослідження можуть бути залучені надалі до подібних задач у системах комп'ютерного зору, наприклад, під час аналізу зображень у системах відеоспостереження та у розробці автоматизованих систем діагностики загального стану внутрішніх органів та здоров'я людей та тварин. Особливо цікавим виглядає залучення ансамблевих моделей у ветеринарії, оскільки тварини не здатні самостійно пояснити свої симптоми, на відміну від людей.

Список бібліографічного опису

1. Li Z. Image Denoising based on Deep Learning. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2023. Вип. 39. С. 1245-1251. URL: <https://doi.org/10.54097/hset.v39i.6749> (дата звернення: 20.08.2024).
2. Abuelhia E., Alghamdi A. Evaluation of arising exposure of ionizing radiation from computed tomography and the associated health concerns. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*. 2020. Вип. 13. №. 1. С. 295-300. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1687850721002806> (дата звернення: 20.08.2024).
3. Zheng W. et al. Low-dose CT image post-processing based on learn-type sparse transform. *Sensors*. 2022. Вип. 22. №. 8. С. 1-17. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/8/2883> (дата звернення: 20.08.2024).
4. Abhadiomhen S. E. et al. Image edge preservation via low-rank residuals for robust subspace learning. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Вип. 83. №. 18. С. 53715-53741. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-023-17423-1> (дата звернення: 20.08.2024).
5. Yanase J., Triantaphyllou E. A systematic survey of computer-aided diagnosis in medicine: Past and present developments. *Expert Systems with Applications*. 2019. Вип. 138. С. 1-46. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112821> (дата звернення: 20.08.2024).
6. Костенко П. Ю. та ін. Метод фільтрації мультиплікативного шуму на зображеннях з використанням технології сурогатних даних. *Системи обробки інформації*. 2021. Вип. 4. №. 167. С. 45-57. URL: <https://journal-hnups.com.ua/index.php/soi/article/view/786> (дата звернення: 20.08.2024).
7. Панаскін Д., Білоконь Є., Бабко Д. Машинне навчання в діагностиці захворювань легеневої системи. *Технічні науки та технології*. Вип. 2. №. 28. С. 76-87. URL: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-2\(28\)-76-87](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-2(28)-76-87) (дата звернення: 20.08.2024).
8. Олексій А., Пуха Г. Створення датасету акустичних сигналів водного середовища для тренування нейромережі для придушення шумів. *Інформаційні технології та суспільство*. 2024. Вип. 2. №. 13. С. 56-60. URL: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2024.2.8> (дата звернення: 20.08.2024).
9. Жеребук О., Фармага І. Використання нейронних мереж для визначення об'єктів на зображенні. *Computer design systems. theory and practice*. 2024. Вип. 6. №. 1. С. 232-240. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/apr/34361/42.pdf> (дата звернення: 20.08.2024).
10. Переверзев О., Трапезон К. Особливості використання нейронних мереж у задачах зменшення шуму цифрових зображень. *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*. 2023. Вип. 3. №. 140. С. 44-51. URL: https://visnikkrnu.kdu.edu.ua/statti/2023_3_2023_3_44.pdf (дата звернення: 20.08.2024).
11. Шликов В., Воляник О. Нейронна мережа для виявлення артефактів на КТ-зображеннях. *Біомедична інженерія і технологія*. 2020. №. 3. С. 17-24. URL: <http://biomedtech.kpi.ua/article/view/195555> (дата звернення: 20.08.2024).
12. Білінська А. та ін. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2024. №. 1. С. 176-185. URL: <https://vottp.khmn.edu.ua/index.php/vottp/article/view/261> (дата звернення: 20.08.2024).
13. Momeny M. et al. A noise robust convolutional neural network for image classification. *Results in Engineering*. 2021. Вип. 10. С. 1-12. URL: <https://helda.helsinki.fi/server/api/core/bitstreams/d04c9a76-c233-4460-955c-313cb029b9fc/content> (дата звернення: 20.08.2024).
14. Pesanmi A. E., Pesanmi T. O. Methods for image denoising using convolutional neural network: a review. *Complex & Intelligent Systems*. 2021. Вип. 7. №. 5. С. 2179-2198. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/S40747-021-00428-4> (дата звернення: 20.08.2024).
15. Zhang W. et al. Removal of impulse noise in color images based on convolutional neural network. *Applied Soft Computing*. 2019. Вип. 82. С. 1-11. URL: <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1016/j.asoc.2019.105558> (дата звернення: 20.08.2024).
16. Wang Y., Song X., Chen K. Channel and space attention neural network for image denoising. *IEEE Signal Processing Letters*. 2021. Вип. 28. С. 424-428. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9350169> (дата звернення: 20.08.2024).
17. Kaji S., Kida S. Overview of image-to-image translation by use of deep neural networks: denoising, super-resolution, modality conversion, and reconstruction in medical imaging. *Radiological physics and technology*. 2019. Вип. 12. №. 3. С. 235-248. URL: <https://arxiv.org/pdf/1905.08603> (дата звернення: 20.08.2024).
18. Mykhailenko V., Safranov T. The problem of evaluation of individual persistent organic pollutants emissions from road transport (illustrated by the case of Odessa industrial-and-urban agglomeration). *Environmental problems*. 2022. Вип. 7. №. 1. С. 39-46. URL: <https://doi.org/10.23939/ep2022.01.039> (дата звернення: 20.08.2024).

19. Kokil P., Pratap T. Additive white gaussian noise level estimation for natural images using linear scale-space features. *Circuits, Systems, and Signal Processing*. 2021. Вип. 40. №. 1. С. 353-374. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00034-020-01475-x> (дата звернення: 20.08.2024).
20. Chen J., Zhan Y., Cao H. Adaptive sequentially weighted median filter for image highly corrupted by impulse noise. *IEEE Access*. 2019. Вип. 7. С. 158545-158556. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8886371> (дата звернення: 20.08.2024).
21. Коблілн О. А., Путятіна О. С. Знешумлення зображень, зіпсованих дробовим шумом, у реальному часі. *Системи обробки інформації*. 2024. Вип.1. №. 176. С. 46-51. URL: <https://doi.org/10.30748/soi.2024.176.06> (дата звернення: 20.08.2024).
22. Garcia-Ordas M. T. et al. Detecting respiratory pathologies using convolutional neural networks and variational autoencoders for unbalancing data. *Sensors*. 2020. Vol. 20. №. 4. С. 1-16. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7070339/> (дата звернення: 20.08.2024).
23. Chen H. et al. Triple-classification of respiratory sounds using optimized s-transform and deep residual networks. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. С. 32845-32852. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8663379> (дата звернення: 20.08.2024).
24. Fraiwan M. et al. Recognition of pulmonary diseases from lung sounds using convolutional neural networks and long short-term memory. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2022. С. 1-13. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12652-021-03184-y> (дата звернення: 20.08.2024).

References

1. Li, Z. (2023). Image Denoising based on Deep Learning. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 39, 1245-1251. Retrieved from <https://dev.ua/news/63-naselelnia-planety-maiut-internet> [in English].
2. Abuelhia, E., & Alghamdi, A. (2020). Evaluation of arising exposure of ionizing radiation from computed tomography and the associated health concerns. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, 13(1), 295-300. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1687850721002806> [in English].
3. Zheng, W., Yang, B., Xiao, Y., Tian, J., Liu, S., & Yin, L. (2022). Low-dose CT image post-processing based on learn-type sparse transform. *Sensors*, 22(8), 1-17. Retrieved from <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/8/2883> [in English].
4. Abhadiomhen, S. E., Shen, X. J., Song, H., & Tian, S. (2024). Image edge preservation via low-rank residuals for robust subspace learning. *Multimedia Tools and Applications*, 83(18), 53715-53741. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-023-17423-1> [in English].
5. Yanase, J., & Triantaphyllou, E. (2019). A systematic survey of computer-aided diagnosis in medicine: Past and present developments. *Expert Systems with Applications*, 138, 1-46. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112821> [in English].
6. Kostenko, P. Y., Slobodyanyuk, V. V., Karlov, D. V., Vetluhin, Y. V., & Lyebyedyev, V. O. (2021). Metod filtratsiyi mulyplikatyvnoho shumy na zobrazhennyakh z vykorystanniam tekhnolohiyi surohathnykh danykh [A method of filtering multiplicative noise on images using surrogate data technology]. *Systemy obrobky informatsiyi - Information processing systems*, 4(167), 45-57. Retrieved from <https://journal-hnups.com.ua/index.php/soi/article/view/786> [in Ukrainian].
7. Panaskin, D., Bilokon, Y., & Babko, D. (2022). Mashynne navchannya v diahnozytsi zakhvoryuvan lehenevoyi systemy [Machine learning in the diagnosis of diseases of the pulmonary system]. *Tekhnichni nauky ta tekhnolohiyi - Technical Sciences and Technologies*, 2(28), 76-87. Retrieved from [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-2\(28\)-76-87](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-2(28)-76-87) [in Ukrainian].
8. Oleksiy, A., & Pukha, H. (2024). Stvorennya datasetu akustychnykh syhnaliv vodnoho seredovyshcha dlya trenuvannya neyromerezhi dlya prydushennya shumiv [Creation of a dataset of acoustic signals of the aquatic environment for training a neural network for noise suppression]. *Informatsiyi tekhnolohiyi ta suspilstvj - Information Technology and Society*, 2(13), 56-60. Retrieved from <https://doi.org/10.32689/maup.it.2024.2.8> [in Ukrainian].
9. Zherebukh, O., & Farmaha, I. (2024). Vykorystannya neyronnykh merezh dlya vyznachennya obyektiv na zobrazhenni [Using neural networks to detect objects in an image]. *Computer design systems. theory and practice*, 6(1), 232-240. Retrieved from <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/apr/34361/42.pdf> [in Ukrainian].
10. Pereverzyev, O., & Trapezon, K. Osoblyvosti vykorystannya neyronnykh merezh u zadachakh zmenshennya shumy tsyfrovyykh zobrazhen [Features of the use of neural networks in the problems of digital image noise reduction]. *Visnyk KrNU imeni Mykhayla Ostrohradskoho - Bulletin of Mykhailo Ostrogradsky KrNU*, 3(140), 44-51. Retrieved from https://visnikkrnu.kdu.edu.ua/statti/2023_3_2023_3_44.pdf [in Ukrainian].
11. Shlykov, V., & Volyanyk, O. (2020). Neyronna merezha dlya vuyavlennya artefaktiv na KT-zobrazhennyakh [A neural network for artifact detection in CT images]. *Biomedychna inzheneriya i tekhnolohiya - Biomedical engineering and technology*, (3), 17-24. Retrieved from <http://biomedtech.kpi.ua/article/view/195555> [in Ukrainian].
12. Bilinska, A., Binkovskyy, Y., Holovatyuk, A., Melnychuk, D., & Hovorushchenko, T. (2024). Avtomatychne vuyavlennya avtomobilnykh porushnykiv za dopomohoyu kompyuternoho zoru v ramkakh kiberfizychnoyi systemy zapobihannya avariynym sytuatsiyam [Automatic detection of vehicle violators with the help of computer vision within the cyberphysical system of emergency prevention]. *Vymiryvalna ta obchyslyvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh - Measuring and computing devices in technological processes*, (1), 176-185. Retrieved from <https://vottp.khmmu.edu.ua/index.php/vottp/article/view/261> [in Ukrainian].
13. Momeny, M., Latif, A. M., Sarram, M. A., Sheikhpour, R., & Zhang, Y. D. (2021). A noise robust convolutional neural network for image classification. *Results in Engineering*, 10, 1-12. Retrieved from <https://helda.helsinki.fi/server/api/core/bitstreams/d04c9a76-c233-4460-955c-313cb029b9fc/content> [in English].

14. Plesanmi, A. E., & Plesanmi, T. O. (2021). Methods for image denoising using convolutional neural network: a review. *Complex & Intelligent Systems*, 7(5), 2179-2198. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/S40747-021-00428-4> [in English].
15. Zhang, W., Jin, L., Song, E., & Xu, X. (2019). Removal of impulse noise in color images based on convolutional neural network. *Applied Soft Computing*, 82, 1-11. Retrieved from <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1016/j.asoc.2019.105558> [in English].
16. Wang, Y., Song, X., & Chen, K. (2021). Channel and space attention neural network for image denoising. *IEEE Signal Processing Letters*, 28, 424-428. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9350169> [in English].
17. Kaji, S., & Kida, S. (2019). Overview of image-to-image translation by use of deep neural networks: denoising, super-resolution, modality conversion, and reconstruction in medical imaging. *Radiological physics and technology*, 12(3), 235-248. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1905.08603> [in English].
18. Mykhailenko, V., & Safranov, T. (2022). The problem of evaluation of individual persistent organic pollutants emissions from road transport (illustrated by the case of Odessa industrial-and-urban agglomeration). *Environmental problems*, 7(1), 39-46. Retrieved from <https://doi.org/10.23939/ep2022.01.039> [in English].
19. Kokil, P., & Pratap, T. (2021). Additive white gaussian noise level estimation for natural images using linear scale-space features. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 40(1), 353-374. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s00034-020-01475-x> [in English].
20. Chen, J., Zhan, Y., & Cao, H. (2019). Adaptive sequentially weighted median filter for image highly corrupted by impulse noise. *IEEE Access*, 7, 158545-158556. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8886371> [in English].
21. Kobylin, O. A., & Putyatina, O. Y. (2024). Zneshumlennya zobrazen, zipsovanykh drobovym shumom, u realnomu chasi [Real-time denoising of images corrupted by shot noise]. *Systemy obrobky informatsiyi - Information processing systems*, 1(176), 46-51. Retrieved from <https://doi.org/10.30748/soi.2024.176.06> [in Ukrainian].
22. Garcia-Ordas, M. T., Benítez-Andrades, J. A., Garcia-Rodríguez, I., Benavides, C., & Alaiz-Moreton, H. (2020). Detecting respiratory pathologies using convolutional neural networks and variational autoencoders for unbalancing data. *Sensors*, 20(4), 1-16. Retrieved from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7070339/> [in English].
23. Chen, H., Yuan, X., Pei, Z., Li, M., & Li, J. (2019). Triple-classification of respiratory sounds using optimized s-transform and deep residual networks. *IEEE Access*, 7, 32845-32852. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8663379> [in English].
24. Fraiwan, M., Fraiwan, L., Alkhodari, M., & Hassanin, O. (2022). Recognition of pulmonary diseases from lung sounds using convolutional neural networks and long short-term memory. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1-13. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s12652-021-03184-y> [in English].