

Линовський А.О., Мухін В.Є.

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ

ЗАСОБИ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ ТА ЗНЕСУМЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ ТА РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анотація. У даній статті представлено огляд методів покращення і знесумлення зображень на основі згорткових і рекурентних нейронних мереж з додаванням *non-local operations* блоку. Ці методи мають широко використовуватися у багатьох сферах. В медицині дані методи дозволяють покращити знімки МРТ і таким чином допомагає поставити лікарю правильний діагноз. В безпеці ці підходи допомагають покращити зображення і побачити деталі на ньому. Стаття охоплює основні існуючі підходи покращення зображень.

У статті надано аналіз основних характеристик досліджуваних нейронних мереж, а також сценарії, в яких вони є найбільш ефективними. Також наведено таблицю результатів роботи багатьох методів покращення зображень і додано досліджуваний метод для порівняння ефективності його роботи по покращенню зображень. У роботі зазначено сильні сторони кожного з цих підходів і вказано на їхню ефективність в різних сценаріях. Врахування специфічних особливостей завдання знесумлення, таких як характер шуму, тип зображень та обмеження обробки, допоможе вибрати найбільш підходящу архітектуру для досягнення бажаного результату. У статті також висвітлено використання *non-local operations* блоку для покращення якості зображень. Цей блок використовується для виявлення глобальних залежностей між пікселями зображення, що дозволяє краще моделювати зв'язки між різними частинами зображення. Завдяки *non-local operations* блоку можна ефективно знаходити довготривалі залежності і контекстуальну інформацію, що приводить до покращення знесумлення та відновлення зображень.

Загалом, дана стаття корисна для дослідників у сфері обробки зображень та машинного навчання, яким цікаво ознайомитися з основними відмінностями між згортковою нейронною мережею (CNN) і рекурентною нейронною мережею (RNN), яким цікаво ознайомитися з вже існуючими підходами по покращенню і знесумленню зображень. Дана стаття пропонує комплексний огляд методів покращення і знесумлення зображень з використанням згорткових і рекурентних нейронних мереж з додаванням *non-local operations* блоку, надає інформацію про існуючі підходи. Інформація та рекомендації, представлені в цій статті, можуть допомогти у виборі відповідних методів для вирішення задач обробки зображень

Ключові слова: згорткові і рекурентні нейронні мережі, *Non-local operations*, покращення зображень.

Lynovskyi A.O., Mukhin V.Ye.

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv

MECHANISMS FOR IMPROVING THE QUALITY AND DENOISING OF IMAGES BASED ON THE CONVOLUTION AND RECURRENT NEURAL NETWORKS

Abstract. This article provides an overview of methods for image enhancement and denoising based on convolutional and recurrent neural networks with the addition of a *non-local operations* block. These methods are widely used in various domains. In medicine, these methods improve MRI images, assisting doctors in making accurate diagnoses. In security applications, these approaches

enhance images and enable better visualization of details. The article covers the main existing approaches to image enhancement.

The article presents an analysis of the key characteristics of the investigated neural networks, as well as the scenarios in which they are most effective. It also includes a table of results from several image enhancement methods and introduces a research method for comparing its effectiveness in image enhancement. The strengths of each approach are highlighted, and their efficiency in different scenarios is discussed. Considering specific characteristics of denoising tasks such as noise patterns, image types, and processing constraints can help in selecting the most suitable architecture to achieve the desired outcome. The article also highlights the use of the non-local operations block to improve image quality. This block is used to capture global dependencies among pixels, allowing better modeling of relationships between different parts of the image. The non-local operations block enables efficient detection of long-range dependencies and contextual information, leading to improved denoising and image restoration.

Overall, this article is useful for researchers in the field of image processing and machine learning who are interested in understanding the key differences between convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs) and exploring existing approaches to image enhancement and denoising. It provides a comprehensive overview of methods for image enhancement and denoising using convolutional and recurrent neural networks with the addition of a non-local operations block, along with information about existing approaches. The information and recommendations presented in this article can assist in selecting appropriate methods for addressing image processing tasks.

Keywords: Convolutional and recurrent neural networks, Non-local operations, improvement of images.

1. Постановка проблеми.

Актуальність досліджень по відновленню зображень, знешумленню та покращенню якості завжди буде високою, адже сфера використання є дуже широкою і часто дуже важливою для здоров'я людей. У багатьох наукових дисциплінах, включаючи медичне зображення, астрономію, геологію та біологію, високоякісні зображення є ключовим елементом для аналізу, дослідження та отримання результатів. Вони надають цінну інформацію та допомагають розкрити нові знання у відповідних областях. Знімки МРТ використовуються у медицині для діагностики та лікування, зображення з камер для розпізнавання обличчя, у відеоспостереженні для виявлення об'єктів, у фотографії та графічному дизайні для поліпшення візуального враження та багато інших сферах. У випадку погіршення якості через зовнішні чинники буде добре мати інструмент для поліпшення якості.

В даній роботі проводиться порівняльний аналіз підходів до покращення зображень засобами згорткової мережі (CNN) і рекурентної мережі (RNN). Обидва підходи показують адекватні результати і мають потенціал для покращення.

2. Мета і задачі дослідження.

Метою даної роботи є порівняльний аналіз двох методів покращення зображень, які базуються на використанні згорткової і рекурентної нейронної мережі. В роботі досліджено практичні і теоретичні аспекти. Відповідно до мети сформовані наступні задачі: проаналізувати архітектурні особливості досліджуваних мереж; порівняти результати роботи досліджуваного методу на основі RNN з існуючими методами; визначити майбутній напрямок досліджень.

3. Існуючі підходи до покращення якості зображень.

Покращення зображення - це процес вдосконалення якості зображення [10] шляхом видалення шуму, відновлення деталей, підвищення роздільної здатності та поліпшення візуального враження. Основні методи покращення зображення:

1. Фільтрація зображень: Застосування фільтрів для покращення якості зображення. Наприклад, для зменшення рівня шуму зображень непогано підходить фільтр Гаусса або медіанний фільтр.
2. Відновлення зображень: Використання алгоритмів для відновлення деталей та усунення дефектів у зображенні. Це може бути відновлення за допомогою алгоритму деконволюції, алгоритми морфологічного відновлення
3. Підвищення роздільної здатності: Методи, які спрямовані на покращення роздільної здатності зображень. Наприклад інтерполяція, суперрезолюція та використання алгоритмів, що базуються на штучних нейронних мережах.
4. Глибинне навчання: Використання нейронних мереж для покращення зображення. Глибинні нейронні мережі можуть бути навчені аналізувати зображення та виконувати завдання, такі як зменшення шуму, відновлення деталей, усунення розмиття тощо.

Згорткова нейронна мережа

Згорткові нейронні мережі (CNN) широко використовуються у процесі відновлення зображень і є найбільш популярною нейронною мережею для вирішення проблеми покращення зображення. Переважна більшість дослідників [9] беруть її за основу. Перші CNN використовувалися для усунення шуму в зображеннях. Значну роль в цьому багатошаровий перцептрон (MLP) для усунення шумів. MLP був навчений безпосередньо співвідносити зашумлені ділянки зображення з чистими ділянками за допомогою великого набору даних.

Наступним кроком було застосування CNN для підвищення роздільної здатності зображень із низькою роздільною здатністю. Проривною роботою стала SRCNN (згорткова нейронна мережа з високою роздільною здатністю), представлена [1]. Ключова ідея SRCNN полягає в тому, щоб навчити мережу за допомогою великого датасету пар зображень із низькою та високою роздільною здатністю. Під час процесу навчання мережа вчиться оптимізувати свої параметри, щоб мінімізувати різницю між згенерованим зображення високої роздільної здатності та відповідним вхідним зображенням.

Використовуючи потужність глибоких згорткових нейронних мереж, SRCNN досягає вражаючих результатів.

Ще однією сферою використання CNN є усунення шуму у зображень, перетворення розмитих зображень у більш. Було запропоновано кілька методів на основі CNN для обробки різних типів розмиття. Одним з відомих підходів є DeblurNet. Принцип даного підходу є обробка вхідних кадрів, які розташовані поруч, через кілька згорткових шарів, доки не буде виведено розмитий центральний кадр.

Логічним розвитком в напрямку покращення зображень стала DnCNN-SR [2]. Автор об'єднав підходи по зменшенню шуму і збільшенню роздільної здатності зображення. Цей спільний підхід покращив якість відновлення за рахунок одночасного зменшення шуму та підвищення роздільної здатності зображення.

Загалом, CNN відіграли вирішальну роль у вдосконаленні методів відновлення зображень. Вони продемонстрували надзвичайні можливості у видаленні шумів, надвисокій роздільній здатності, видаленні розмиття та інших завданнях відновлення.

Рекурентна нейронна мережа

Цікавим підходом є використання рекурентних нейронних [8] мереж у сфері обробки зображень. Автор даної статі використав рекурентну нейронну мережу і додав non-local operation module для покращення роботи нейронної мережі

Рекурентна нейронна мережа (РНМ) є потужним інструментом для обробки зображень з кількома перевагами, а в поєднанні з Non-Local Operation результат роботи покращується ще в рази.

Поєднання рекурентної нейронної мережі (РНМ) з non-local operation відкриває нові можливості для обробки зображень. Ось декілька з них:

1. Врахування довгострокових залежностей: РНМ дозволяє моделі збирати і використовувати довгострокові залежності в зображеннях, враховуючи контекст та зв'язки

між об'єктами. Додавання non-local operation дозволяє збирати інформацію з усіх позицій зображення, не обмежуючись лише локальним оточенням. Це допомагає моделі краще розуміти зв'язки між різними частинами зображення і забезпечує кращу якість обробки.

2. Здатність працювати зі змінною довжиною вхідних зображень: РНМ може адаптуватися до зображень різних розмірів, що дозволяє обробляти великі або малі зображення без втрати якості. Поєднання з non-local operation дозволяє моделі збирати інформацію з усіх частин зображення, незалежно від їх розміру. Це особливо корисно, коли ми маємо справу з великими зображеннями або коли розміри об'єктів на зображенні різні.
3. Загальна краща якість обробки: Поєднання рекурентних нейронних мереж з non-local operation може призвести до поліпшення загальної якості обробки зображень. Це пояснюється тим, що non-local operation дозволяє моделі враховувати ширший контекст і залежності в зображенні, тоді як РНМ забезпечує збереження і використання цієї інформації на кожному кроці обробки.

Non-Local Operation

Ідея поєднання нейронних мереж з додатковими модулями не є новою. Розглянуті у цій роботі механізми [4, 6] по покращенню зображень базуються на використанні нейронних мереж в які доцільно, для вирішення даних задач, додати Non-Local Operation модуль.

Non-Local Operation - це елемент для виявлення залежності у нейронних мережах [3]. Інтуїтивно non-local operation обчислює значення в точці, як зважену суму характеристик на всіх позиціях у вхідних даних. Виходячи з цього на вхід можна подавати зображення, відео. Загальна формула виглядає [3]:

$$y_i = \frac{1}{C(x)} \sum_{\forall j} f(x_i, x_j) g(x_j) \quad (1)$$

Тут i – індекс вихідної позиції (у просторі, часі), значення якої потрібно обчислити, а j – індекс, який перераховує всі можливі позиції. x – це вхідний сигнал (зображення, послідовність, відео), а y – вихідний сигнал того самого розміру, що й x . Попарна функція f обчислює скаляр (що представляє зв'язок, наприклад спорідненість) між i та всіма j . Унарна функція g обчислює представлення вхідного сигналу в позиції j . Відповідь нормалізується коефіцієнтом $C(x)$.

Non-local operation є гнучким будівельним блоком, і її можна легко використовувати разом із згортковими/рекурентними шарами. Його можна додати до початкової частини глибоких нейронних мереж, на відміну від повнозв'язних шарів, які часто використовуються в кінці. Така гнучкість дозволяє будувати різноманітнішу ієрархію, яка поєднує як нелокальну, так і локальну інформацію.

На основі даного підходу в [6] запропоновано застосування евклідової відстані з лінійно вбудованим ядром Гауса в якості метрики відстані. Таким чином, запропонована non-local operation може бути записана як:

$$Z_i = \frac{1}{\delta_i(x)} \sum_{j \in S_i} \exp\{X_i W_\theta W_\psi^T X_j^T\} X_i W_g, \forall i \quad (2)$$

Запропонована non-local operation може бути реалізована звичайними диференційованими операціями, і, таким чином, може бути навчена шляхом додавання в нейронну мережу.

4. Методи покращення зображень на основі нейронних мереж

Розглянемо методи покращення зображень на основі нейронних мереж по вдосконаленню зображень на основі досліджуваних статей:

1. Усунення шуму кольорового зображення за допомогою згорткових нейронних мереж на основі Non-Local Operation

За основу береться цільова функція [4]

$$E(x) = D(x, y) + \lambda J(x) \quad (3)$$

де $D(x, y)$ – вимірює наближеність розв’язку до оригіналу
 $\lambda J(x)$ – регулятор зображення

Після того, як підбрано параметри, розгортається метод проксимального градієнтного спуску у глибоку мережу і підбираємо відповідні параметри за допомогою простої, але ефективної стратегії зворотного поширення помилки.

На основі використання нейронної мережі реалізується підбір параметрів виходячи з навчального датасету зображень.

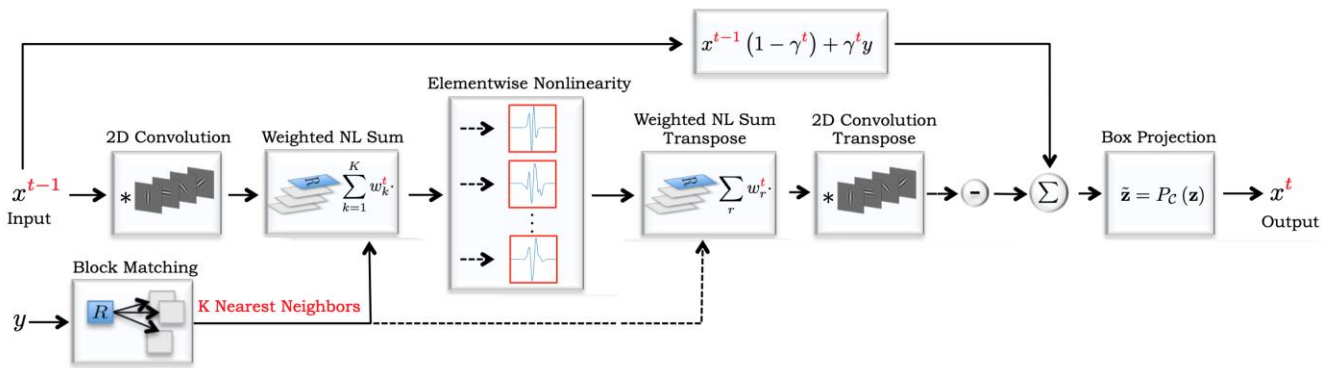


Рис. 1. Архітектура окремого етапу запропонованої non-local згорткової мережі [4]

2. Рекурентна мережа для відновлення зображення на основі Non-Local Operation

В [6] застосовується block matching підхід [5] з використанням евклідової відстані з лінійно вбудованим ядром Гауса

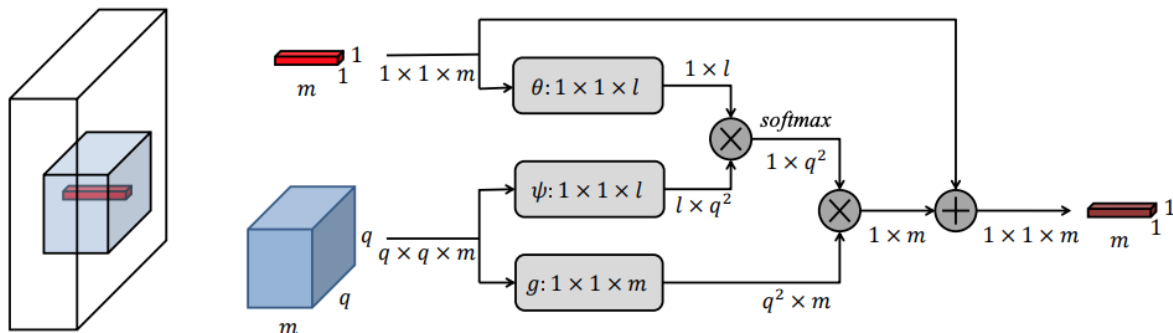


Рис. 2. Ілюстрація non-local модуля [6]

Оскільки модуль вбудований у рекурентну нейронну мережу, це дозволяє поліпшити стійкість до неточної оцінки співвідношення між пікселями. Також важливим рішенням було навчати модуль спільно з усією мережею, таким чином результати не ізольовані від усієї системи [6].

5. Результати досліджень.

В таблиці 1 наведено порівняльну характеристику рекурентних, згорткових нейронних мереж і багатшарового перцептрона за найважливішими для дослідження характеристиками.

На основі таблиці 2 видно, що згорткові і рекурентні нейронні мережі здатні добре справлятися з задачею покращення якості зображень. Перевагою рекурентних мереж над згортковими є наявність в пам'яті даних попередніх обчислень. За рахунок цього досягається більша ефективність у знаходженні довгострокових залежностей, що дуже підвищує якість покращення складних зображень.

В таблиці 2 наведено результати роботи різних методів покращення зображень з різним рівнем шуму на одному датасеті BSD68 [7].

Таблиця 1.

Порівняльна таблиця нейронних мереж

	Рекурентна нейронна мережа	Згортоква нейронна мережа	Багат шаровий перцептрон
Пам'ять	Використання пам'яті для обробки послідовних даних	Немає явної пам'яті минулих введень	Немає пам'яті, кожен вхід обробляється незалежно
Спільне використання параметрів	Спільні вагові коефіцієнти за часовими кроками	Спільні вагові коефіцієнти в просторових вимірах	Немає розподілу ваги, кожен нейрон має свій власний набір ваг
Контекстна інформація	Фіксує довгострокові залежності та контекст	Обмежене поле сприйняття та локальний контекст	Відсутність явного моделювання контексту або залежностей
Ефективність усунення шумів	Захоплює глобальні залежності, обробляє складні шумові шаблони	Ефективно зменшує шум на локальних ділянках	Обмежена здатність обробляти складні шумові шаблони

Таблиця 2

Результат роботи різних методів покращення зображень на основі датасету зображень BSD68, з різними рівнями шуму(15, 25 і 50).

Метод	15	25	50
BM3D	31.07	28.57	25.62
WNNM	31.37	28.83	25.87
EPLL	31.21	28.68	25.67
MLP	-	28.96	26.03
CSF	31.24	28.74	-
TNRD	31.42	28.92	25.97
ECNDNet	31.71	29.22	26.23
RED	-	-	26.35
DnCNN	31.72	29.23	26.23
DDRNet	31.68	29.18	26.21
PHGMS	31.86	-	26.36
MemNet	-	-	26.35
EEDN	31.58	28.97	26.03
NBCNN	31.57	29.11	26.16
NNC	31.49	28.88	25.25
ELDRN	32.11	29.68	26.76
PSN-K	31.70	29.27	26.32
DWDN	31.78	29.36	-
MWCNN	31.86	29.41	26.53
BM3D-Net	31.42	28.83	25.73
FFDNet	31.62	29.19	26.30
BRDNet	31.79	29.29	26.36
NN3D	-	-	26.42
NLRN	31.88	29.41	26.47

В таблиці 2 виділено три методи з найкращим результатом до яких входить досліджуваний підхід NLRN. Він демонструє хороші результати роботи адже специфіка рекурентних нейронних мереж в поєднанні з non-local operations добре підходить для покращення зображень і має суттєвий потенціал для покращення.

6. Висновки і перспективи подальших досліджень.

Таким чином, як згорткові мережі, так і рекурентні мережі мають свої сильні та слабкі сторони в задачах обробки зображення і зменшені шуму. Згорткові мережі дуже ефективні у виявленні локальних ознак, що робить їх більш придатними для усунення шумів у невеликих зображеннях. З іншого боку, рекурентна мережа має перевагу в знаходженні глобальних залежностей, за рахунок своїх архітектурних особливостей, що робить її придатною для завдань знешумлення, пов'язаних із послідовними даними та складними шаблонами шуму.

В подальшому дослідження можна розвивати у напрямку покращення Non-Local Operation блоку з метою вдосконалення результатів обробки зображень.

Список використаної літератури:

1. Chao Dong, Chen Change Loy, Member, IEEE, Kaiming He, Member, IEEE, and Xiaoou Tang, Fellow, IEEE Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. 2015. <https://arxiv.org/pdf/1501.00092.pdf> (дата звернення: 15.06.2023).
2. Kai Zhang, Wangmeng Zuo, Lei Zhang Learning a Single Convolutional Super-Resolution Network for Multiple Degradations. 2018. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/papers/Zhang_Learning_a_Single_CVPR_2018_paper.pdf (дата звернення: 15.06.2023).
3. Wang et al Non-Local Operation. 2018. <https://paperswithcode.com/method/non-local-operation>
4. Stamatiou Lefkimmiatis Non-local Color Image Denoising with Convolutional Neural Networks. 2016. <https://arxiv.org/pdf/1611.06757.pdf> (дата звернення: 15.06.2023).
5. Xiaolong Wang, Ross Girshick, Abhinav Gupta, Kaiming He Non-local Neural Networks. 2018 <https://arxiv.org/pdf/1711.07971.pdf> (дата звернення: 15.06.2023).
6. Ding Liu, Bihan Wen, Yuchen Fan, Chen Change Loy, Thomas S. Huang Non-Local Recurrent Network for Image Restoration. 2018. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2018/file/fc49306d97602c8ed1be1dfbf0835ead-Paper.pdf (дата звернення: 15.06.2023).
7. Chunwei Tian, Lunke Fei, Wenxian Zheng, Yong Xu, Wangmeng Zuo, Chia-Wen Lin Deep Learning on Image Denoising: An Overview. 2019. <https://arxiv.org/pdf/1912.13171.pdf> (дата звернення: 15.06.2023).
8. Bohdan V. Chapaliuk, Yuriy P. Zaichenko Використання рекурентних нейронних мереж для автоматичної діагностики раку легенів. 2019 <http://journal.iasa.kpi.ua/article/view/177906> (дата звернення: 15.06.2023).
9. Зінченко О. В., Звенігородський О. С., Кисіль Т. М., Згорткові нейронні мережі для вирішення задач комп'ютерного зору. 2022. <http://tit.dut.edu.ua/index.php/telecommunication/article/view/2417> (дата звернення: 15.06.2023).
10. Михайлов, В. С., Дослідження та розробка методів покращення зображень. 2019. <http://openarchive.nure.ua/handle/document/11968>
11. Anakhov P., Zhebka V., Berkman L., Koretska V. Increasing Functional Stability of Telecommunications Network in the Depressed Zone of HPS Reservoir / Lecture Notes in Electrical Engineering, 2023, 965 LNEE, p. 214–230

References:

1. Chao Dong, Chen Change Loy, Member, IEEE, Kaiming He, Member, IEEE, and Xiaoou Tang, Fellow, IEEE Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. 2015. <https://arxiv.org/pdf/1501.00092.pdf> (accessed 06/15/2023).
2. Kai Zhang, Wangmeng Zuo, Lei Zhang Learning a Single Convolutional Super-Resolution Network for Multiple Degradations. 2018. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/papers/Zhang_Learning_a_Single_CVPR_2018_paper.pdf (accessed 15/06/2023).
3. Wang et al Non-Local Operation. 2018. <https://paperswithcode.com/method/non-local-operation>
4. Stamatios Lefkimmiatis Non-local Color Image Denoising with Convolutional Neural Networks. 2016. <https://arxiv.org/pdf/1611.06757.pdf> (accessed 06/15/2023).
5. Xiaolong Wang, Ross Girshick, Abhinav Gupta, Kaiming He Non-local Neural Networks. 2018 <https://arxiv.org/pdf/1711.07971.pdf> (date of access: 15/06/2023).
6. Ding Liu, Bihan Wen, Yuchen Fan, Chen Change Loy, Thomas S. Huang Non-Local Recurrent Network for Image Restoration. 2018. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2018/file/fc49306d97602c8ed1be1dfbf0835ead-Paper.pdf (accessed 15/06/2023).
7. Chunwei Tian, Lunke Fei, Wenxian Zheng, Yong Xu, Wangmeng Zuo, Chia-Wen Lin Deep Learning on Image Denoising: An Overview. 2019. <https://arxiv.org/pdf/1912.13171.pdf> (accessed 06/15/2023).
8. Bohdan V. Chapaliuk, Yuriy P. Zaychenko Using recurrent neural networks for automatic diagnosis of lung cancer. 2019 <http://journal.iasa.kpi.ua/article/view/177906> (access date: 06/15/2023).
9. Zinchenko O. V., Zvenigorodskyi O. S., Kysil T. M., Convolutional neural networks for solving computer vision problems. 2022. <http://tit.dut.edu.ua/index.php/telecommunication/article/view/2417> (date of access: 15.06.2023).
10. Mykhaylov, V. S., Research and development of image enhancement methods. 2019. <http://openarchive.nure.ua/handle/document/11968>
11. Anakhov P., Zhebka V., Berkman L., Koretska V. Increasing Functional Stability of Telecommunications Network in the Depressed Zone of HPS Reservoir / Lecture Notes in Electrical Engineering, 2023, 965 LNEE, p. 214–230