



DOI 10.28925/2663-4023.2024.24.388397

УДК 004.8:004.896

Мухін Вадим Євгенійович

д.т.н., професор, завідувач кафедри системного проектування
Національний технічний університет України «Київський політехнічний
інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна
ORCID ID: 0000-000-1206-9131
v.mukhin@kpi.ua

Линівський Андрій Олексійович

аспірант кафедри системного проектування
Національний технічний університет України «Київський політехнічний
інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна
ORCID ID: 0009-0002-0640-4308
lynovskiy21@gmail.com

МОДИФІКОВАНА МОДЕЛЬ ФІЛЬТРАЦІЇ ШУМУ НА ЗОБРАЖЕННЯХ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Анотація. Останнім часом відзначається значний прогрес у застосуванні глибокого навчання, зокрема з використанням згорткових нейронних мереж (CNN), для вирішення завдань зниження рівня шуму на зображеннях. Цей прогрес стимульований винятковою продуктивністю CNN у сфері обробки зображень. Проте слід відзначити, що CNN переважно застосовуються до роботи з гаусівським шумом, і наразі спостерігається мала кількість робіт для ефективного зниження рівня шуму солі і перцю (SAP). Однією зі стратегій вирішення проблеми з зашумленими зображеннями є розробка ефективних моделей глибокого навчання, які спеціалізуються на роботі з SAP шумом. У цій статті відбувається розгляд можливого покращення запропонованої моделі SeConvNet. Запропонована мережа створена для зменшення над зашумлених зображень так званим SAP шумом. Salt-and-pepper noise — одна з форм шуму, яка зустрічається на зображеннях. Цей шум являє собою чорні і білі пікселі, що випадково виникають. Оскільки в наш час тема зменшення шуму в зображеннях є досить актуальною, особливо за відсутності достатньої кількості моделей, які працюють саме з SAP шумом, в цій статті запропоновано блок для можливого покращення роботи існуючої моделі. Результати цього дослідження показують перспективність розвитку напрямку покращення оригінальної моделі, яка в свою чергу може бути корисною для широкого кола застосувань, включаючи медичну діагностику, а також будь-які області, де обробка зображень має значення для визначення точних результатів. Впровадження запропонованих покращень може позитивно вплинути на обробку зображень з SAP шумом, оскільки моделі, які вирішують дану проблему не багато. Модель навчалася на відомому датасеті BSD68, що сприяє об'єктивному оцінюванню результатів. У статті також наведено аналіз існуючих моделей, які націлені на роботу з SAP шумом.

Ключові слова: нейронні мережі; згорткова нейронна мережа; SAP шум; покращення зображень.

ВСТУП

Шум у зображеннях є серйозною проблемою в області обробки зображень. Одним із типів шуму є Salt-and-pepper noise (SAP шум), що представляє собою появу випадкових чорних і білих пікселів на зображенні. Цей шум може виникати з різних джерел, таких як нестабільність сенсорів камери, перешкоди під час передачі даних або погіршення якості під час зйомки.

Незважаючи на те, що існує багато методів зниження рівня шуму в зображеннях, включаючи фільтри та інші алгоритми, проблема ефективного видалення SAP шуму



залишається актуальною. Це особливо важливо у випадках, коли точність та якість зображення мають вирішальне значення, наприклад, у медичній діагностиці або в обробці відеоматеріалів [1] – [4].

Для досягнення високої якості обробки зображень у випадках, коли SAP шум є проблемою, необхідно розробити ефективні методи видалення цього типу шуму. Оскільки наявні методи не завжди забезпечують достатню точність або можуть призводити до втрати важливої інформації під час обробки, потрібно шукати нові підходи, які забезпечать якісне видалення шуму без втрати деталей. Розв'язання цієї проблеми матиме велике значення для різних областей застосування, де точність обробки зображень є критичною, і може сприяти покращенню результатів медичної діагностики, візуальних технологій та інших сфер [5] – [7].

Дослідження проблеми ефективного видалення SAP шуму може включати аналіз різних характеристик шуму, таких як його розподіл, інтенсивність та частотні характеристики, для розробки більш точних та ефективних методів фільтрації. Постановка такої задачі вимагає злагодженого підходу, що поєднує в собі як класичні методи обробки сигналів, так і сучасні методи машинного навчання, для досягнення оптимальних результатів. Результати таких досліджень можуть виявитися корисними не лише для видалення шуму, але і для підвищення загальної якості обробки зображень в реальному часі [8] – [10].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Огляд існуючих моделей для видалення шуму солі та перцю (SAP) включає дослідження різноманітних підходів і методів, які використовуються для ефективного обробки шумованих зображень. Розглянемо кожен з цих моделей, висвітлюючи їхні переваги та недоліки.

1. **NAMF: Нелокальний адаптивний середній фільтр для видалення шуму солі та перцю (SAP) [2].** Модель NAMF пропонує нелокальний адаптивний середній фільтр для ефективного видалення SAP шуму. Основна перевага цієї моделі полягає в застосуванні методу на основі відношення для розрізнення зашумлених і текстурних пікселів під час виявлення SAP шуму, що допомагає уникнути обробки зашумлених пікселів як текстурних. Крім того, покращений метод нелокального середнього, заснований на характеристиках SAP шуму, дозволяє подальше відновлення зашумлених зображень і покращення їх якості. Однак слабкими сторонами моделі можуть бути складність налаштування порогового значення для визначення зашумлених пікселів та обмежена ефективність у випадках високих рівнів SAP шуму.

2. **CNNMedianLayersSAP: Згорткова нейронна мережа з медіанними шарами для видалення шуму солі та перцю [3].** Метод використовує медіанні фільтри в глибоких нейронних мережах для видалення шуму солі та перцю. Основна перевага цієї моделі полягає в збереженні здатності до видалення пікселів-шумів, але спроби відновлення деформацій, внесених медіанним фільтром, можуть призводити до втрати якості зображення. Модель показує добрі результати у видаленні шумів на початкових етапах, але може зазнавати обмежень у відновленні високозашумлених зображень.

3. **Noise2Noise: Навчання відновлення зображення без чистих даних [4].** Цей підхід базується на навчанні відновлення зображення без використання чистих даних. Основна перевага полягає в здатності навчати модель, використовуючи лише зашумлені зображення, що робить його корисним у ситуаціях, де чисті дані важко отримати або недоступні. Проте, цей метод може вимагати значних обчислювальних ресурсів і не завжди гарантує стабільні результати при видаленні SAP шуму.



Таблиця 1

Порівняльна таблиця результатів роботи розглянутих моделей

Модель/Датасет	PSNR (10%)	PSNR (70%)
SeConvNet/BSD68	40.47	28.67
NAMF/-	41.31	27.57
CNNMedianLayersSAP/BSD300	–	29.96

В таблиці 1 наведено результати роботи розглянутих моделей на різних рівнях шуму. В приведених статтях експерименти проводилися на різних датасетах тому результати не є показовими, проте можна отримати загальне уявлення про роботу моделей.

Кожна з цих моделей має свої переваги та обмеження, і вибір моделі для конкретної задачі може залежати від специфіки шуму, обчислювальних можливостей і вимог до якості відновлення зображення. Важливо розглядати кожну модель у контексті конкретної ситуації і враховувати якість відновлення, складність налаштування та обчислювальні витрати перед вибором оптимального підходу до видалення шуму солі та перцю.

Модель видалення шуму на основі згорткової нейронної мережі. Спочатку шумне вхідне зображення проходить попередню обробку, під час якої пікселі зі значенням 255 перетворюються на 0. Це робиться для того, щоб всі шумні пікселі стали нулями після цього етапу обробки [1]. Перша частина SeConvNet складається з семи SeConv блоків. Кожен блок виконує початкове знешумлення та замінює чисті шумні пікселі точною оцінкою них. Це дозволяє наступним згортковим шарам поліпшити якість денойзінгу.

Кожен SeConv блок здійснює вибіркове відновлення деяких шумних пікселів свого вхідного зображення за допомогою ядра $s \times s$, яке навчається. Нечіткі пікселі залишаються незмінними після проходження через SeConv блоки [1]. Для шарів від 8-го до (D-1)-го використовується згорткова операція (Conv) з 64 фільтрами розміром 3×3 , що генерують 64 карти ознак. Після цього застосовується активація ReLU. Крім того, використовується нормалізація (Batch Normalization), BN знаходиться між згортковим шаром та активацією ReLU.

Останній (D-ий) шар використовує згорткову операцію з фільтрами розміром 3×3 для відновлення зображень, де C — це кількість каналів (дорівнює 1 для денойзінгу зображень у відтінках сірого та 3 для денойзінгу кольорових зображень) [1].

Отриманий результат множиться на карту шумних пікселів вхідної мережі (M), після чого результат додається до входу мережі. Це робиться для того, щоб запобігти змінам чистих пікселів під час денойзінгу.

Мета статті. Метою цього дослідження є аналіз застосування різних підходів для зменшення SAP шуму, визначення переваг та недоліків даних методів та виявлення перспективних напрямків майбутніх досліджень. Основна увага приділяється покращенню наявного підходу

Для досягнення мети поставлено такі завдання:

- проаналізувати наявний підхід покращення зображень;
- визначити переваги і недоліки даного підходу;
- запропонувати зміну, яка покращить результат роботи системи.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Модифікована модель видалення шуму

Запропонована модель видалення шуму з зображення, яка базується на застосуванні спеціального блоку фільтрації шуму, структуру якого показано на рис. 1

В дослідженні було використано додатковий блок фільтрації, який виконує операцію згладжування зображень з використанням свого внутрішнього ядра. Цей блок був доданий з метою поліпшення якості обробки зображень, зокрема при видаленні сірого шуму та інших артефактів.

Однією з головних переваг цього блоку є його можливість зменшення шуму та підвищення чіткості зображень. Ядро цього фільтра було підібране експериментальним шляхом з урахуванням оптимальних значень для досягнення бажаного ефекту фільтрації. Однак, слід зауважити, що значення в цій матриці можуть бути змінені для покращення адаптивності та ефективності фільтра у різних умовах та завданнях обробки зображень.

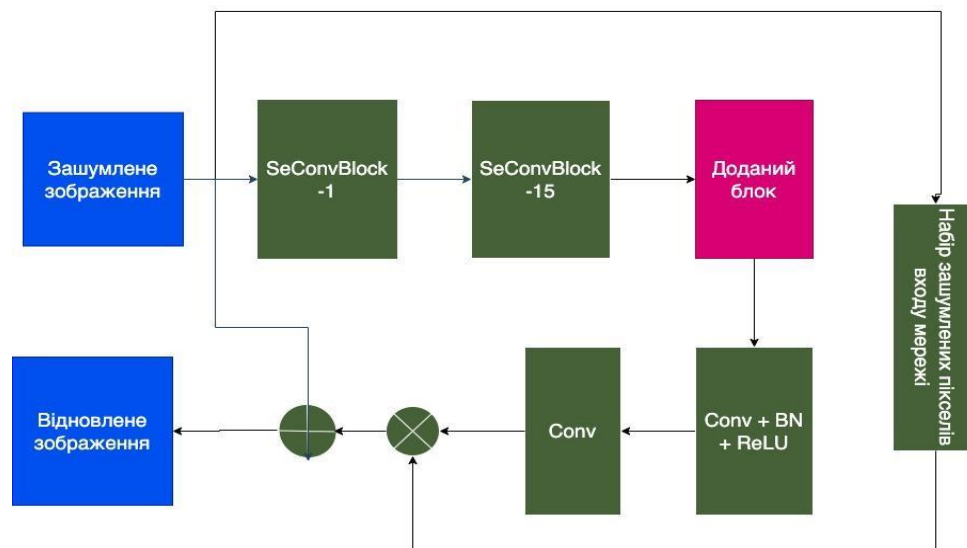


Рис. 1. Архітектура запропонованої модифікованої моделі

Такий підхід дозволяє нам гнучко адаптувати фільтр до різних сценаріїв та вимог обробки зображень, що робить його потенційно корисним інструментом для різноманітних застосувань у сфері обробки та аналізу зображень.

$$\text{kernel} = \text{constant}(\begin{bmatrix} [[0.05]], & [[0.1]], & [[0.05]] \\ [[0.1]], & [[0.4]], & [[0.1]] \\ [[0.05]], & [[0.1]], & [[0.05]] \end{bmatrix}, \text{dtype}=\text{tf.float32}) \quad (1)$$

Експериментальні дослідження процедури видалення шуму із застосуванням запропонованої моделі

У дослідженні було проведено експерименти зі зміною коефіцієнтів у фільтраційному ядрі для покращення якості обробки зображень за допомогою зміненої моделі.

Ці коефіцієнти були обрані з урахуванням прагнення зберегти більше деталей зображення під час фільтрації. Значення 0.4 в центрі ядра вказує на великий вплив



центрального пікселя на результат фільтрації, що дозволяє зберегти важливі деталі та контури об'єктів на зображенні. В той же час, менші значення на краях ядра допомагають згладжувати області та виправляти візуальні артефакти.

Такий розподіл значень коефіцієнтів у фільтраційному ядрі може оптимізувати процес обробки зображень, забезпечуючи баланс між збереженням деталей та згладжуванням областей зображення, що покращує якість вихідного результату.

Критерії оцінювання результатів досліджень

Peak signal-to-noise ratio (PSNR) [5] широко використовується для оцінки ефективності різних методів зниження рівня шуму. Вище значення PSNR вказує на те, що очищене від шуму зображення, в цілому, ближче до оригінального зображення та має вищу візуальну якість. Крім того, також використовується критерій індексу структурної схожості (SSIM), оскільки PSNR може дати надійні результати не у всіх випадках. SSIM є вимірюванням структурної схожості між двома зображеннями, і його значення коливається від 0 до 1. Чим вище значення SSIM, тим більше структурної схожості.

У своїй роботі ми використовували PSNR та SSIM для оцінки якості відновлених зображень після обробки за допомогою нашої моделі. Високе значення PSNR свідчило про те, що зображення після відновлення має малу втрату якості порівняно з оригіналом. Також використання SSIM дозволило нам оцінити структурну подібність між відновленим та оригінальним зображеннями, що є важливим аспектом в оцінці візуальної якості результатів обробки. В цілому, обидва критерії допомагають отримати об'єктивну оцінку ефективності методу зниження рівня шуму та його впливу на якість зображення.

Результати експериментів

Через брак розрахункових ресурсів, було прийнято рішення проводити тести на зменшеній кількості епох. Сама модель залишилася без змін. $epoch = 20$, $steps = 20$. Модель навчалася на MacBook Pro, 16 GB Memory, процесор 2,6 GHz 6-Core Intel Core i7. Навчання моделі проводилося на різних рівнях шуму — 50% і 95%. Було використано датасет BSD68 для навчання моделі.

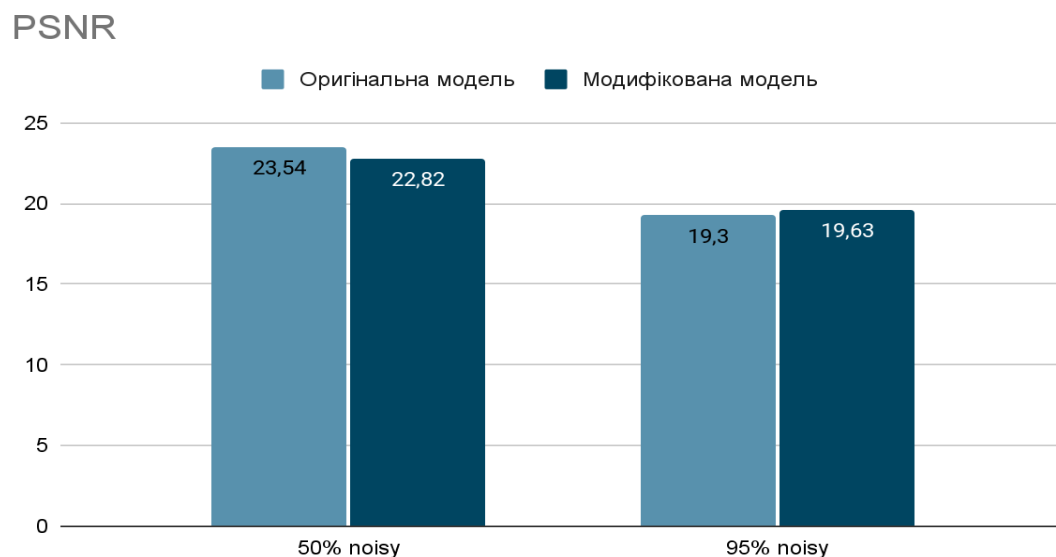


Рис. 2. PSNR результати роботи моделі

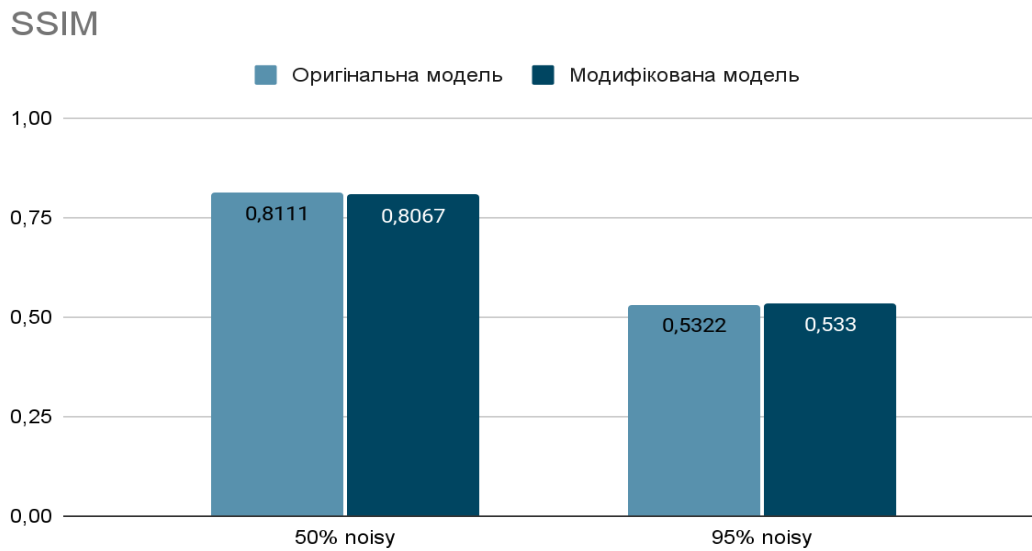


Рис. 3. SSIM результати роботи моделі

На діаграмах (рис. 2. і рис. 3.) можна побачити, що оригінальна модель показала кращі результати при рівні шуму у 50%, проте візуально модернізована модель відпрацювала трохи краще. Це видно по артефакту в лівому верхньому куті зображення (рис. 4. а, б). Щодо рівня шуму 95%, модернізована модель показала кращий результат PSNR, приріст приблизно 1.71%. Візуально також відсутній артефакт у лівому верхньому куті зображення (рис. 5. в, г).



(а)

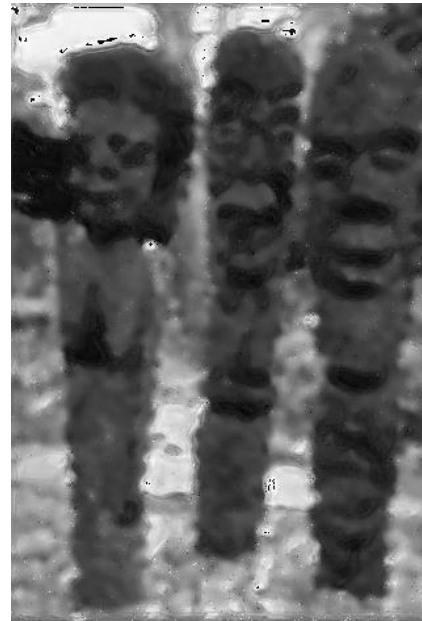


(б)

Рис. 4. Результати роботи моделі при рівні шуму 50% ((а) — оригінальна модель, (б) — модифікована модель)



(в)



(г)

Рис. 5. Результати роботи моделі при рівні шуму 95% ((в) — оригінальна модель, (г) — модифікована модель)

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

В цій роботі було представлено додатковий блок фільтрації, який модифікує оригінальну модель [1]. Цей блок був внесений з метою поліпшення якості обробки зображень, зокрема при видаленні Salt-and-pepper (SAP) шуму.

Протягом експерименту було проведено тести на різних рівнях шуму, що дозволило отримати цінні результати порівняння між оригінальною та модифікованою моделями. Виявлено, що модернізована модель виявила себе краще при рівні шуму 95%, показавши покращення у значеннях PSNR та візуальної якості зображень порівняно з оригінальною моделлю.

Перспективи подальших досліджень включають глибше вивчення впливу різних параметрів фільтраційного ядра на результати обробки зображень, а також розширення досліджень на більш широкий спектр зображень та умов. Також в планах розглянути додавання додаткових фільтрів для покращення різкості знешумлених зображень. Додатково, варто розглянути можливість оптимізації моделі для працездатності на різних обчислювальних платформах та пристроях з обмеженими ресурсами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Rafiee, A., & Farhang, V. (2023). A Deep Convolutional Neural Network for Salt-and-pepper Noise Removal Using Selective Convolutional Blocks. *Appl. Soft Comput.* 145, 110535. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110535>
2. Zhang, H., Zhu, Y., & Zheng, H. (2019). Namf: A Non-Local Adaptive Mean Filter for Salt-and-pepper Noise Removal. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.07787>
3. Liang, L., Deng, S., Gueguen, L., Wei, M., Wu, X., & Qink, J. (2019). Convolutional Neural Network with Median Layers for Denoising Salt-and-Pepper Contaminations. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.06452>



4. Lehtinen, J., Munkberg, J., Hasselgren, J., Laine, S., Karras, T., Aittala, M., & Aila, T. (2018). Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.04189>
5. Sara, U., Akter, M., & Uddin, M. (2019). Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study. *Journal of Computer and Communications*, 7, 8–18. <https://doi.org/10.4236/jcc.2019.73002>
6. Dey, S., Bhattacharya, R., & Sarkar, R. (2020). Median Filter Aided CNN Model for Removal of Gaussian Noise from Images. *2020 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS)*. <https://doi.org/10.1109/RAICS51191.2020.9332492>
7. Erkan, U., Gökrem, L., & Enginoğlu, S. (2018). Different Applied Median Filter in Salt and Pepper Noise. *Computers & Electrical Engineering*, 70, 789–798. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.01.019>
8. Shakhovska, N., & Kosar, O. (2018). Analysis of Common Methods of Noise Overlaying on Images. *Scientific Bulletin of UNFU*, 28(1), 145–149. <https://doi.org/10.15421/40280129>
9. Zinchenko, O., Zvenigorodsky, O., & Kysil, M. (2022). Convolutional Neural Networks for Solving Computer Vision Problems. *Telecommunication and Information Technologies*, 2, 4–12. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.02041>
10. Mykhailov, V. (2019). Research and Development of Image Enhancement Methods. *Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv National University of Radio Electronics, Department of Artificial Intelligence*. <http://openarchive.nure.ua/handle/document/11968>

**Vadym Mukhin**

Doctor of Sciences, Professor, Head of the Department of System Design

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky

Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine

ORCID ID: 0000-0002-1206-9131

v.mukhin@kpi.ua

Andrii Lynovskiy

PhD student of the department of system design

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky

Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine

ORCID ID: 0009-0002-0640-4308

lynovskiy21@gmail.com

MODIFIED MODEL OF IMAGE NOISE FILTRATION BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Abstract. In recent times, there has been significant progress in the application of deep learning, particularly using convolutional neural networks (CNNs), to address image denoising tasks, driven by their exceptional performance in image processing. However, it is noteworthy that CNNs are predominantly used for dealing with Gaussian noise, and there is currently limited work on effectively reducing salt-and-pepper (SAP) noise. One of the strategies to tackle the issue of noisy images is the development of efficient deep learning models specialized in handling SAP noise. This paper explores the potential enhancement of the proposed SeConvNet model, designed specifically for reducing noisy images contaminated with SAP noise. Salt-and-pepper noise, characterized by random occurrence of black and white pixels, is a common type of noise found in images. Given the current relevance of noise reduction in images, particularly in the absence of sufficient models dedicated to SAP noise, this paper introduces a block aimed at potentially improving the performance of the existing model. The results of this study demonstrate the promise of advancing the direction of enhancing the original model, which in turn could be beneficial for a wide range of applications, including medical diagnostics and any domain where image processing is crucial for precise outcomes. Implementing the proposed improvements could have a positive impact on processing images with SAP noise, considering the scarcity of models addressing this specific problem. The model was trained on the well-known BSD68 dataset, ensuring an objective evaluation of the results. Additionally, the paper presents an analysis of existing models that target SAP noise reduction, providing insights into the current landscape of techniques in this domain.

Keywords: neural networks; CNN; SeConvNet; SAP noise; image enhancement.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Rafiee, A., & Farhang, V. (2023). A Deep Convolutional Neural Network for Salt-and-pepper Noise Removal Using Selective Convolutional Blocks. *Appl. Soft Comput.* 145, 110535. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110535>
2. Zhang, H., Zhu, Y., & Zheng, H. (2019). Namf: A Non-Local Adaptive Mean Filter for Salt-and-pepper Noise Removal. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.07787>
3. Liang, L., Deng, S., Gueguen, L., Wei, M., Wu, X., & Qink, J. (2019). Convolutional Neural Network with Median Layers for Denoising Salt-and-Pepper Contaminations. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.06452>
4. Lehtinen, J., Munkberg, J., Hasselgren, J., Laine, S., Karras, T., Aittala, M., & Aila, T. (2018). Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.04189>
5. Sara, U., Akter, M., & Uddin, M. (2019). Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study. *Journal of Computer and Communications*, 7, 8–18. <https://doi.org/10.4236/jcc.2019.73002>



6. Dey, S., Bhattacharya, R., & Sarkar, R. (2020). Median Filter Aided CNN Model for Removal of Gaussian Noise from Images. *2020 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS)*. <https://doi.org/10.1109/RAICS51191.2020.9332492>
7. Erkan, U., Gökrem, L., & Enginoğlu, S. (2018). Different Applied Median Filter in Salt and Pepper Noise. *Computers & Electrical Engineering*, *70*, 789–798. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.01.019>
8. Shakhovska, N., & Kosar, O. (2018). Analysis of Common Methods of Noise Overlaying on Images. *Scientific Bulletin of UNFU*, *28*(1), 145–149. <https://doi.org/10.15421/40280129>
9. Zinchenko, O., Zvenigorodsky, O., & Kysil, M. (2022). Convolutional Neural Networks for Solving Computer Vision Problems. *Telecommunication and Information Technologies*, *2*, 4–12. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.02041>
10. Mykhailov, V. (2019). Research and Development of Image Enhancement Methods. *Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv National University of Radio Electronics, Department of Artificial Intelligence*. <http://openarchive.nure.ua/handle/document/11968>

