

УДК 519.2

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.49\(2\).276-282](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.49(2).276-282)**Ю. О. Товт¹, А. Ю. Брила²**

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри системного аналізу та теорії оптимізації
yurii.tovt@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-9556-0630>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
доцент кафедри системного аналізу та теорії оптимізації,
кандидат фізико-математичних наук, доцент
andrii.bryla@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2518-9877>

ФІЛЬТРАЦІЯ ІМПУЛЬСНОГО ШУМУ З ВИПАДКОВИМИ ЗНАЧЕННЯМИ НА ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ДЕТЕКТОРУ ІМПУЛЬСІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Сьогодні цифрові зображення активно використовуються в багатьох галузях. Їх обробка та аналіз є важливими завданнями, тому фільтрація шуму відіграє суттєву роль. У цій роботі досліджено метод фільтрації імпульсного шуму з випадковими значеннями на зображеннях із застосуванням детектора імпульсів, побудованого на основі дійснозначної нейронної мережі. Проведено експериментальні дослідження з видалення імпульсного шуму та виконано порівняння отриманих результатів із деякими існуючими підходами до його фільтрації.

Ключові слова: нейронні мережі, цифрові зображення, фільтрація шуму, імпульсний шум, імпульсний шум з випадковими значеннями, системний аналіз, математичне моделювання, програмна реалізація.

1. Вступ. Поява шуму на цифрових зображеннях є частим явищем. Його наявність часто стає на заваді подальшій обробці та аналізу інформації. До основних видів шуму, що зустрічаються на цифрових зображеннях, належить імпульсний шум [1].

Найпоширенішими типами цього шуму є шум «сіль та перець» (S&P) та імпульсний шум із випадковими значеннями (RVIN) [2]. Класичним методом фільтрації імпульсного шуму (який часто використовується як бенчмарк) є медіанний фільтр [2]. Незважаючи на свою простоту, цей алгоритм дозволяє ефективно усувати імпульсний шум, проте йому притаманний серйозний недолік - погане збереження дрібних деталей зображення. Ця проблема сприяла виникненню низки більш інтелектуальних фільтрів, таких як Center-Weighted Median Filter [3], Adaptive Center-Weighted Median Filter [4], Signal Dependent Rank Ordered Mean Filter [5] та багатьох інших.

Серед широкого спектру алгоритмів варто звернути увагу на фільтри, що базуються на використанні детектора, наприклад: Differential Rank Impulse Detector (DRID) [6] та Adaptive Switching Median Filter [7]. Так, детектор DRID дозволяє ефективно визначити наявність імпульсу, використовуючи дані локальної статистики, і забезпечує високий рівень фільтрації та збереження деталей зображення.

Детектори імпульсів можуть ефективно виявляти імпульси у випадку S&P шуму, оскільки інтенсивності імпульсів набувають полярних значень із діапазону яскравості. Ситуація ускладнюється при фільтрації RVIN шуму, оскільки інтенсивності імпульсів можуть набувати будь-яких значень з усього діапазону.

У [8] запропоновано трикроковий алгоритм фільтрації RVIN шуму, який базується на використанні локальної статистики. У роботі було продемонстровано ефективність цього методу порівняно з іншими підходами, включно з медіанним фільтром.

Вдосконалення білатерального фільтра [9] було запропоновано у [10]. Цей фільтр також використовує локальну статистику для більш ефективної обробки пікселів зображення. Він продемонстрував високі результати при фільтрації адитивного гауссового, імпульсного та змішаного шумів.

Бурхливий розвиток нейронних мереж також сприяв появі алгоритмів фільтрації на їхній основі. Так, у роботах [11] та [12] нейронні мережі різних типів та топологій успішно використовувалися для усунення імпульсного шуму.

У даній роботі, розвиваючи ідеї, запропоновані у [13], ми пропонуємо алгоритм фільтрації RVIN за допомогою детектора, побудованого з використанням багатопарового перцептрона (MLP).

2. Основний результат.

2.1. RVIN шум. Ключовою відмінністю RVIN шуму від, наприклад, S&P шуму та його різновидів (таких як salt-шум або pepper-шум), є те, що інтенсивності імпульсів можуть набувати довільних значень із діапазону $[0, L - 1]$. Ця особливість і є основною причиною складності виявлення та фільтрації таких імпульсів. Модель RVIN шуму, яку ми використовували у цій роботі, має вигляд:

$$h(x, y) = \begin{cases} g(x, y), & \text{з імовірністю } p, \\ f(x, y), & \text{з імовірністю } 1 - p, \end{cases}$$

де $f(x, y)$ - ідеальне (не зашумлене) зображення, $g(x, y)$ - випадкове значення інтенсивності з інтервалу $[0, L - 1]$.

Зауважимо, що під час проведення експериментів ми використовували зображення у відтінках сірого

$$f : D \rightarrow I,$$

де $D = \{1, 2, \dots, N\} \times \{1, 2, \dots, M\}$ - просторова область, а $I = \{0, 1, \dots, L - 1\}$ - інтенсивність.

Таке спрощення не зменшує загальності запропонованого підходу, оскільки кольорові зображення можуть бути представлені у вигляді комбінації каналів (наприклад, у моделі RGB), кожен з яких є окремим зображенням у відтінках сірого.

2.2. Детектор імпульсів. При фільтрації імпульсного шуму основним недоліком класичних методів, наприклад медіанного фільтра, є втрата дрібних деталей зображення. Цей недолік є критичним для таких галузей, як медицина, де аналіз цифрових зображень має вирішальне значення для діагностики. Уникнути надмірного згладжування дозволяє використання детектора імпульсів. Детектор дає змогу ідентифікувати зашумлені пікселі, що дозволяє не за-

стосовувати фільтрацію там, де імпульс відсутній. Робота детектора зазвичай ґрунтується на аналізі локальної статистики околу пікселя [8, 10].

У цій роботі для аналізу локальних ознак та прийняття рішення про наявність імпульсу ми пропонуємо використовувати багатосаровий перцептрон. MLP часто застосовують для розв'язання задач регресії та класифікації; саме до останнього класу можна віднести задачу детектування імпульсного шуму.

Нехай ми обробляємо піксель зображення з просторовими координатами $(x, y) \in D$. Позначимо через $O_{(x,y)}^{(k)}$ інтенсивність центрального пікселя та інтенсивності пікселів його локального околу розміром $k \times k$ (у наших дослідженнях ми використовували $k = 3$). Тоді задачу детектування імпульсу можна сформулювати як пошук такого функціонального відображення G , що:

$$G(O_{(x,y)}^{(k)}) = p_{(x,y)},$$

де $p_{(x,y)}$ - оцінка ймовірності наявності імпульсу в пікселі.

Пошук відображення G аналітичним шляхом є нетривіальною задачею. Проте здатність MLP до навчання та апроксимації складних функціональних залежностей між вхідними та вихідними даними дозволяє знайти наближене відображення \tilde{G} , таке що:

$$\tilde{G}(\text{vec}(O_{(x,y)}^{(k)})) \approx p_{(x,y)}.$$

У цьому випадку $\text{vec}(O_{(x,y)}^{(k)})$ виступає вектором вхідних ознак, а $p_{(x,y)}$ - виходом нейромережі. Таким чином, MLP виконує роль детектора імпульсів.

Зважаючи на складність фільтрації RVIN шуму порівняно з S&P, для покращення точності детектування ми доповнили вектор вхідних ознак MLP даними локальної статистики ROAD [10]. У дослідженні було використано значення $ROAD_1(x)$, $ROAD_2(x)$ та $ROAD_3(x)$. Отже, модель нашого детектора набуває вигляду:

$$\tilde{G}(v) \approx p_{(x,y)},$$

де $v = (o, r)$ - конкатенований вектор вхідних ознак, в якому $o = \frac{1}{255} \text{vec}(O_{(x,y)}^{(k)})$, а $r = (\frac{1}{255} ROAD_1(x), \frac{1}{510} ROAD_2(x), \frac{1}{765} ROAD_3(x))$.

Під час експериментів було використано нейронні мережі топологій 12-32-1 та 12-64-1. У ролі функцій активації використовувалися сигмоїдальна функція та функція ReLU (остання - виключно у прихованих шарах).

2.3. Процес навчання детектору. Для побудови навчальної вибірки ми використовували набір із 400 зображень у відтінках сірого. Цю множину було розділено на дві підмножини: навчальну S_{train} та тестову S_{test} , такі, що $S_{train} \cap S_{test} = \emptyset$.

Навчальну вибірку було сформовано на основі зображень із множини S_{train} . Для цього з кожного зображення було вибрано фіксовану кількість фрагментів розміром 3×3 , що відповідає розміру вікна фільтрації. Таким чином було сформовано множину фрагментів W .

На основі елементів множини W побудовано підмножини W_{corr} та W_{clean} . Множина W_{corr} містить фрагменти, в яких інтенсивність центрального пікселя замінена на імпульс так, що $|Q_{orig} - Q_{corr}| > \theta$, де Q_{orig} - інтенсивність чистого пікселя, Q_{corr} - інтенсивність імпульсу, а θ - поріг (під час наших експериментів

ми використовували $\theta = 15$). Множина W_{clean} складається з фрагментів, де інтенсивність центрального пікселя залишилася без змін або була замінена на незначний імпульс, такий, що $|Q_{orig} - Q_{corr}| \leq \theta$. Також, із метою покращення узагальнюючих можливостей MLP, у певній кількості фрагментів із множин W_{corr} та W_{clean} інтенсивності сусідніх пікселів (за винятком центрального) також були замінені на імпульси.

Важливо зазначити, що для цих множин виконувалася умова $|W_{corr}| = |W_{clean}|$. Ця вимога є критичною, оскільки вона забезпечує баланс класів у навчальній вибірці.

Множина вхідних ознак X була сформована з елементів множин W_{corr} та W_{clean} наступним чином:

$$X = \left\{ \left(\frac{1}{255} \text{vec}(w_{clean}), r_{clean} \right) \mid w_{clean} \in W_{clean} \right\} \cup \left\{ \left(\frac{1}{255} \text{vec}(w_{corr}), r_{corr} \right) \mid w_{corr} \in W_{corr} \right\},$$

де вектори r_{clean} та r_{corr} - вектори ROAD статистик.

Множина цільових значень (бажаних виходів) Y побудована за таким принципом:

$$Y = \left\{ l = \begin{cases} 1, & w \in W_{corr} \\ 0, & w \in W_{clean} \end{cases} \mid w \in W_{clean} \cup W_{corr} \right\}.$$

Навчальна множина T мала вигляд

$$T = \{(x_i, y_i)\}, i = \overline{1, n}, x_i \in X, y_i \in Y$$

та складалася з 120 000 навчальних зразків.

Навчання MLP проводилося за допомогою методу стохастичного градієнтного спуску [14,15]. У ролі функції втрат використовувалася бінарна крос-ентропія (Binary Cross Entropy) [16].

2.4. Опис алгоритму фільтрації. Фільтрація зображення здійснювалася шляхом попіксельної обробки. Варто зауважити, що для коректної обробки пікселів на границі зображення перед початком процедури зображення доповнювалося дзеркальним відображенням з усіх сторін. Для кожного пікселя з просторовими координатами (x, y) виділявся локальний окіл $O_{(x,y)}^{(k)}$. У межах цього околу розраховувалися значення статистик $ROAD_1(x)$, $ROAD_2(x)$ та $ROAD_3(x)$. На основі інтенсивностей оброблюваного пікселя, його локального оточення та обчислених статистик ROAD формувався вектор вхідних ознак v (згідно з описом у розділі «Детектор імпульсів»). Після цього обчислювався вихід детектора $p_{(x,y)}$. За умови, що вихід детектора перевищував порогове значення t (у наших експериментах ми використовували $t = 0.5$), піксель класифікувався як зашумлений, і здійснювалася його фільтрація. У протилежному випадку піксель вважався «чистим», і його інтенсивність залишалася без змін.

Для усунення шуму використовувався модифікований медіанний фільтр. Суть модифікації полягає в тому, що медіана обчислюється лише за інтенсивностями тих пікселів локального оточення, в яких детектор не виявив імпульсу. Це дозволяє виключити потрапляння імпульсів, наявних у вікні $O_{(x,y)}^{(k)}$, до варіаційного ряду. У випадку, якщо в усіх пікселях околу детектор ідентифікував

імпульс, інтенсивність оброблюваного пікселя замінюється значенням останнього успішно відфільтрованого або чистого пікселя.

2.5. Отримані результати. Ми провели експерименти з фільтрації RVIN шуму на цифрових зображеннях у відтінках сірого. Для аналізу ефективності алгоритму тестові зображення були штучно зашумлені імпульсним шумом з інтенсивністю 1%, 5%, 10%, 40% та 60%. Для об'єктивної оцінки якості відновлення використовувався загальноприйнятий показник: пікове відношення сигналу до шуму (PSNR).

Нижче у таблицях 1 - 3 наведено результати фільтрації, отримані за допомогою запропонованого у цій роботі алгоритму. Таблиця 4 містить опис топологій MLP використаних під час експериментів.

Таблиця 1.

Результати фільтрації зображень спотворених RVIN шумом з інтенсивністю 1%. Найкращі результати підкреслено.

	Actor	Buildings	Lady	Lena	Peppers
Original PSNR	27.5554	28.8682	29.3768	29.2667	28.6271
Median PSNR	29.8503	30.8921	32.9158	35.4009	30.8629
NN-12-32-1-v1 PSNR	32.4708	35.8094	42.5771	40.5938	32.3035
NN-12-32-1-v2 PSNR	32.1174	35.1087	43.0321	41.6166	32.0214
NN-12-64-1-v1 PSNR	32.2309	35.1236	<u>43.0412</u>	<u>41.7629</u>	32.1546
NN-12-64-1-v2 PSNR	<u>32.6036</u>	<u>35.9015</u>	42.7436	40.6988	<u>32.3699</u>

Таблиця 2.

Результати фільтрації зображень спотворених RVIN шумом з інтенсивністю 5%. Найкращі результати підкреслено.

	Actor	Buildings	Lady	Lena	Peppers
Original PSNR	20.5576	21.9494	22.2976	22.2569	21.5104
Median PSNR	29.5026	30.7307	32.6707	34.7153	30.6831
NN-12-32-1-v1 PSNR	31.4999	34.6609	39.3983	38.0766	31.8607
NN-12-32-1-v2 PSNR	31.3710	34.2423	39.8988	38.8281	31.6891
NN-12-64-1-v1 PSNR	31.4860	34.2867	<u>39.9261</u>	<u>39.0927</u>	31.8188
NN-12-64-1-v2 PSNR	<u>31.6034</u>	<u>34.7189</u>	39.4472	38.1374	<u>31.9295</u>

Таблиця 3.

Результати фільтрації зображень спотворених RVIN шумом з інтенсивністю 10%. Найкращі результати підкреслено.

	Actor	Buildings	Lady	Lena	Peppers
Original PSNR	17.6226	18.9885	19.2828	19.2212	18.4011
Median PSNR	28.8896	30.4319	32.2345	33.8708	30.3789
NN-12-32-1-v1 PSNR	30.4303	33.5138	36.4640	36.1622	31.4004
NN-12-32-1-v2 PSNR	30.5970	33.3874	<u>37.3398</u>	36.9154	31.4003
NN-12-64-1-v1 PSNR	<u>30.7605</u>	33.4105	37.2083	<u>37.0947</u>	<u>31.5690</u>
NN-12-64-1-v2 PSNR	30.4748	<u>33.5316</u>	36.4246	36.1753	31.4344

Таблиця 4.

Опис топологій MLP використаних під час експериментів. Функції активацій прихованого та вихідного шару позначено як f_{hidden} та f_{out} відповідно.

	Топологія	f_{hidden}	f_{out}
NN-12-32-1-v1	12-32-1	сигмоїдальна	сигмоїдальна
NN-12-32-1-v2	12-32-1	ReLU	сигмоїдальна
NN-12-64-1-v1	12-64-1	ReLU	сигмоїдальна
NN-12-64-1-v2	12-64-1	сигмоїдальна	сигмоїдальна

3. Висновки. У роботі наведено алгоритм фільтрації RVIN-шуму за допомогою детектора імпульсів на основі MLP. Спираючись на отримані результати, можна зробити висновок, що детектор такого типу є ефективним для визначення наявності імпульсів та проведення фільтрації. Подальші дослідження можуть включати використання інших типів та топологій нейромереж, наприклад комплекснозначних нейронних мереж прямого поширення.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що не мають конфлікту інтересів щодо даного дослідження, включаючи фінансовий, особистий, авторський або будь-який інший, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, представлені в даній статті.

Фінансування

Дослідження здійснено в рамках кафедральної науково-дослідної роботи «Моделі і методи системного аналізу в міждисциплінарних дослідженнях» (державний обліковий номер 0125U003246).

Доступність даних

Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що при створенні даної роботи вони не використовували технології штучного інтелекту.

Внесок авторів

Товт Ю. О.: Написання — оригінальний проєкт, концептуалізація, curaція даних, формальний аналіз, методологія, Брила А. Ю.: Написання — рецензування та редагування, супервізія, концептуалізація, формальний аналіз, методологія.

Авторські права ©



(2026). Товт Ю. О., Брила А. Ю. Ця робота ліцензується відповідно до Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Список використаної літератури

1. Bovik, A. C. (2000). *Handbook of image and video processing*. Academic Press.
2. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing (Fourth, global edition)*. Pearson Education.
3. Ko, S.-J., & Lee, Y. H. (1991). Center weighted median filters and their applications to image enhancement. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 38(9), 984–993. <https://doi.org/10.1109/31.83870>
4. Lin, T.-C. (2007). A new adaptive center weighted median filter for suppressing impulsive noise in images. *Information Sciences*, 177(4), 1073–1087. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2006.07.030>
5. Abreu, E., Lightstone, M., Mitra, S. K., & Arakawa, K. (1996). A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(6), 1012–1025. <https://doi.org/10.1109/83.503916>
6. Aizenberg, I., & Butakoff, C. (2004). Effective Impulse Detector Based on Rank-Order Criteria. *IEEE Signal Processing Letters*, 11(3), 363–366. <https://doi.org/10.1109/LSP.2003.822925>
7. Cai, Z. Q., & Lee, T. K. M. (2009). Adaptive switching median filter. *2009 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICICS.2009.5397741>
8. Aghajarian, M., & McInroy, J. E. (2022). Random-Valued Impulse Noise Detection and Removal based on Local Statistics of Images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(2). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130201>
9. Tomasi, C., & Manduchi, R. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271)*, 839–846. <https://doi.org/10.1109/ICCV.1998.710815>
10. Garnett, R., Huegerich, T., Chui, C., & Wenjie, He. (2005). A universal noise removal algorithm with an impulse detector. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11), 1747–1754. <https://doi.org/10.1109/TIP.2005.857261>
11. Mafi, M., Izquierdo, W., Martin, H., Cabrerizo, M., & Adjouadi, M. (2020). Deep convolutional neural network for mixed random impulse and Gaussian noise reduction in digital images. *IET Image Processing*, 14(15), 3791–3801. <https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2019.0931>
12. Keohane, O., & Aizenberg, I. (2020). Impulse Noise Filtering using MLMVN. *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9207691>
13. Tovt, Y. O., & Bryla, A. Y. (2025). Speckle Noise Filtering in Ultrasound Images Using Complex-Valued Neural Networks. *Scientific Bulletin of Uzhhorod University. Series of Mathematics and Informatics*, 47(2), 278–288.
14. Deisenroth, M. P., Faisal, A. A., & Ong, C. S. (2020). *Mathematics for machine learning*. Cambridge University Press.
15. Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. (2014). *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms (1st ed.)*. Cambridge University Press. <https://www.cambridge.org/core/product/identifier/9781107298019/type/book>
16. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. The MIT press.

Tovt Yu. O., Bryla A. Yu. Filtering Random-Valued Impulse Noise in Digital Images Using a Neural Network-Based Impulse Detector.

Today, digital images are widely used in many fields. Their processing and analysis are important tasks, therefore noise filtering plays a significant role. In this paper, a method for filtering random-valued impulse noise in images using an impulse detector based on a real-valued neural network is investigated. Experimental studies on impulse noise removal are conducted, and the obtained results are compared with several existing approaches for its filtering.

Keywords: neural networks, digital images, noise filtering, impulse noise, random-valued impulse noise, systems analysis, mathematical modeling, software implementation.

Отримано: 31.03.2026

Прийнято: 15.04.2026

Опубліковано: 30.04.2026