

УДК 519.2

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48\(1\).218-231](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48(1).218-231)**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 НА ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ДЕТЕКТОРУ ІМПУЛЬСІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Сьогодні цифрові зображення широко застосовуються в багатьох галузях. Їх аналіз є надзвичайно важливою задачею, тому фільтрація шуму на цифрових зображеннях відіграє важливу роль. У цій роботі розглянуто фільтрацію імпульсного шуму на зображеннях із використанням медіанного фільтра з детектором імпульсів на основі дійснозначної нейромережі. Проведено експерименти з фільтрації імпульсного шуму та порівняння отриманих результатів із деякими існуючими методами фільтрації імпульсного шуму.

Ключові слова: нейронні мережі, цифрові зображення, фільтрація шуму, імпульсний шум.

1. Вступ. Якість цифрових зображень має вирішальне значення в багатьох критично важливих сферах, таких як медична діагностика, контроль якості, дистанційне зондування поверхні Землі тощо, що вимагає постійного вдосконалення методів їхньої обробки. Серед різноманітних видів деградації, імпульсний шум є одним з основних та найбільш поширених типів шуму, який значно погіршує візуальну якість зображень. Попри те, що розвиток технологій дозволив зменшити появу імпульсного шуму на цифрових зображеннях, його фільтрація все ще залишається актуальною проблемою.

Класичним методом фільтрації імпульсного шуму є медіанний фільтр [1, 2]. Ідеєю цього методу є заміна інтенсивності кожного пікселя значенням медіани інтенсивностей пікселів з його локального оточення. Хоча даний метод є ефективним для фільтрації імпульсів, він знищує дрібні деталі на зображенні і робить зображення розмитим. Спосіб уникнути цього негативного ефекту був запропонований у [3]. Ідея базується на тому, щоб шляхом застосування детектора імпульсів Differential Rank Impulse Detector (DRID) перевірити наявність імпульсу у кожному пікселі зображення. Таким чином можна здійснити фільтрацію лише тих пікселів, де детектор вказує на наявність імпульсу.

Інший підхід з використанням детектора імпульсів був запропонований у [4]. У цій роботі детектор імпульсу був імплементований за допомогою нейромережі, на вхід якої подаються певні характеристики локального оточення пікселя, який обробляється. Як і у попередній роботі, детектор дозволяє визначити наявність імпульсу у кожному пікселі зображення. Фільтрація здійснюється за

допомогою гібридного фільтра, який дозволяє відрізнити тонкі лінії або межі об'єктів від імпульсів та ефективно фільтрувати їх.

Існує також ряд фільтрів, що застосовують різноманітні підходи для фільтрації імпульсного шуму. До них належать класичні фільтри, детектор-орієнтовані, морфологічні, Fuzzy-фільтри та інші. У [5] проведено огляд великої кількості фільтрів для фільтрації імпульсного шуму та наведено порівняння результатів їх роботи.

Значний розвиток нейронних мереж сприяє появі фільтрів, що базуються на їх використанні, завдяки здатності нейромереж моделювати складні нелінійні залежності та адаптуватися до особливостей конкретного типу шуму. Наприклад, багатошаровий перцептрон (MLP) був успішно застосований для фільтрації адитивного гаусівського та змішаного пуасонівського та гаусового шуму [6,7]. Підхід з використанням MLP дав хороші результати, які за якістю є близькими (а у деяких випадках і кращими), ніж у відомих фільтрів, таких як BM3D [8].

Комплекснозначна нейронна мережа (MLMVN) також була застосована для фільтрації імпульсного шуму і показала високу ефективність [9]. Отримані результати є близькими, а в окремих випадках і перевищують результати, отримані за допомогою TBF-фільтра [10] та медіанного фільтра з детектором імпульсів DRID [3].

Висока популярність згорткових нейромереж (CNN) сприяла появі багатьох робіт, у яких CNN використовувалися для фільтрації різних типів шуму. Так Hybrid CNN [11] та Pre-trained RLN [12] використовувалися для фільтрації спекл-шуму на ультразвукових зображеннях та продемонстрували результати, які в деяких випадках перевершували результати класичних фільтрів (наприклад, Lee [13] та Frost [14]).

У [15] було запропоновано алгоритм фільтрації змішаного імпульсного і гаусівського шуму за допомогою нейронних мереж. У роботі було використано глибоку згорткову нейромережу, що дозволило досягнути високих результатів фільтрації у порівнянні з іншими фільтрами.

Метою даної роботи було дослідження ефективності використання дійснозначної нейронної мережі у ролі детектора імпульсів з метою подальшої фільтрації імпульсного шуму на цифрових зображеннях.

2. Основний результат.

2.1. Імпульсний шум та його моделювання. Імпульсний шум зазвичай виникає під час отримання або передачі зображення внаслідок дефектів лінзи пристрою, несправності фотосенсорів камери, несправності носія (накопичувача) пам'яті або помилок у процесі стиснення [1, 16, 17]. Наявність цього виду шуму може значно ускладнити подальшу обробку зображення, оскільки прояви імпульсного шуму, на відміну від інших видів шуму, таких як адитивний, гаусівський або спекл-шум, не залежать від самого сигналу. Іншими словами, імпульси повністю заміщують інтенсивність певних пікселів зображення. Так, наприклад, імпульсний шум у відео з реєстратора за умов низького освітлення [18] може призвести до неправильного тлумачення записів, ускладнюючи точне розпізнавання транспортних засобів, що брали участь у події. На медичних зображеннях (рентгенівські знімки, МРТ та КТ) [19] він може спричинити помилкове тлумачення через зникнення важливих деталей, необхідних для діагностики. Саме тому фільтрація імпульсного шуму залишається актуальною

проблемою.

У даній роботі для спрощення під час досліджень ми використовували зображення у відтінках сірого. Таке спрощення не зменшує загальності, оскільки кольорові зображення можна представити у вигляді комбінації зображень у відтінках сірого для кожного кольорового каналу (наприклад, RGB).

Як відомо, цифрове зображення у просторовій області представляється у вигляді дискретної функції

$$f : D^2 \rightarrow I,$$

де $D = \{1, 2, \dots, N\}$ - просторова область, а $I = \{0, 1, \dots, L - 1\}$ - інтенсивність [11].

Існує декілька моделей імпульсного шуму. У цій роботі ми використовуємо модель сіль та перець (S&P), яка має наступний вигляд:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{з імовірністю } p_{\text{pepper}}, \\ L - 1, & \text{з імовірністю } p_{\text{salt}}, \\ f(x, y), & \text{з імовірністю } 1 - p_{\text{salt}} - p_{\text{pepper}}, \end{cases}$$

де $g(x, y)$ - зашумлене зображення, $f(x, y)$ - ідеальне зображення (зображення без імпульсного шуму).

Для проведення експериментів і генерації зашумлених зображень ми застосували функції з пакету scikit-image. Зауважимо, що інтенсивність імпульсного шуму далі вказується у відсотках, що відповідає частці (кількості) пікселів зображення, пошкоджених імпульсами.

Щоб оцінити якість фільтрації, зазвичай користуються значеннями RMSE

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2}$$

або PSNR

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{L - 1}{\text{RMSE}} \right),$$

де $f(x, y)$ - ідеальне зображення, $\hat{f}(x, y)$ - відфільтроване зображення, $L - 1$ - максимальне значення інтенсивності пікселя, а $\text{RMSE} > 0$ - середньоквадратичне відхилення. У даній роботі під час експериментів ми використовували показник PSNR.

2.2. Детектор імпульсів на основі нейронної мережі. Класичним методом фільтрації імпульсного шуму є медіанний фільтр. Цей фільтр відноситься до нелінійних і здатен досить ефективно видаляти імпульсний шум. Фільтрація відбувається шляхом обробки кожного пікселя зображення та заміни значення його інтенсивності на медіану варіаційного ряду інтенсивностей пікселів його локального оточення. Недоліком цього підходу є те, що він може знищувати дрібні деталі зображення та робити його нечітким (розмитим), що є неприпустимим у деяких галузях, таких як медицина.

Цей факт стимулював розробку методів фільтрації імпульсного шуму, які спочатку визначають наявність імпульса за допомогою детектора. Одним із таких ефективних детекторів є DRID [3]. Алгоритм фільтрації з використанням

DRID, на відміну від класичного медіанного фільтра, додає етап аналізу варіаційного ряду інтенсивностей локального оточення пікселя, щоб визначити наявність імпульса. Якщо імпульс виявлено, його інтенсивність замінюється на медіану, а якщо імпульса немає - значення інтенсивності пікселя залишається без змін. Така селективна фільтрація дозволяє значно покращити якість відновлення зображення, зберігаючи дрібні деталі. На зображенні рис. 1 можна помітити втрату деталей на трапі літака та написах при застосуванні медіанного фільтра, тоді як використання детектора дозволяє уникнути цього.

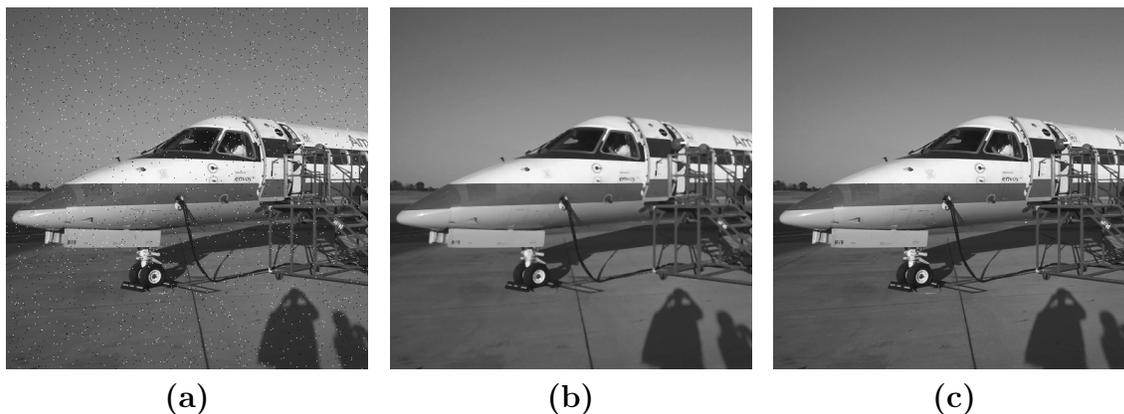


Рис. 1. (а) Зображення з імпульсним шумом інтенсивністю 1%. (б) Зображення після застосування медіанного фільтра з вікном 3×3 . (с) Зображення після застосування медіанного фільтра з DRID ($s = 3, \theta = 30$) та вікном 3×3 .

Для визначення наявності імпульса DRID використовує ранг інтенсивності пікселя у варіаційному ряді та різницю між його інтенсивністю і інтенсивністю сусіднього (за рангом) пікселя. Проте цей алгоритм, спирається на певні функціональні правила, тоді як нейромережі можуть навчатися на даних і відтворювати складні залежності між вхідними ознаками і наявністю шуму, які людині важко передбачити або формалізувати.

У даній роботі ми використали дійснозначний багатошаровий перцептрон у ролі детектора імпульсів. Для фільтрації, як і у [3], ми застосували медіанний фільтр. Варто зазначити, що медіанний фільтр може бути замінений на більш ефективний метод, а експерименти з пов'язані з цим можуть стати предметом наступних досліджень.

Нейронна мережа вже використовувалася як детектор у роботі [4], де на її вхід подавалися характеристики локального оточення пікселя (Gray-Level Difference, Average Background Difference та Accumulation Complexity Difference). Фільтрація, за необхідності, виконувалася за допомогою складного двоетапного процесу. У нашій роботі на вхід MLP подаються безпосередньо інтенсивності пікселів локального оточення, включно з оброблюваним пікселем. Завдяки здатності нейромереж навчатися на даних і відтворювати складні функціональні залежності між множиною входів і виходів, ми очікували, що мережа зможе ефективно визначати наявність імпульсу для заданого набору вхідних інтенсивностей. Нижче наведено запропонований нами алгоритм фільтрації імпульсного шуму з використанням детектору імпульсів, що функціонує на основі MLP (алг. 1).

Algorithm 1 Фільтрація імпульсного шуму з використанням детектора імпульсів на основі MLP

Require: I : Вхідне зображення

Require: w : Розмір вікна

Require: MLP: MLP (детектор імпульсів)

Ensure: I_{filtered} : Відфільтроване зображення

Procedure:

- 1: Розширити зображення: $\tilde{I} \leftarrow \text{reflect_pad}(I, w)$
- 2: Ініціалізувати вихідне зображення: $I_{\text{filtered}} \leftarrow 0$
- 3: **for** $p(i, j) \in I$ **do**
- 4: Отримати окіл пікселя $p(i, j)$: $P \leftarrow \text{window}(\tilde{I}, i, j, w)$
- 5: Нормалізувати інтенсивності: $\hat{P} \leftarrow \frac{1}{255}P$
- 6: Визначити імовірність наявності імпульса у пікселі $p(i, j)$: $d \leftarrow \text{MLP}(\hat{P})$
- 7: **if** $d \geq 0.5$ **then**
- 8: Застосувати медіанний фільтр: $I_{\text{filtered}}[i, j] \leftarrow \text{median}(P)$
- 9: **else**
- 10: Взяти центральне значення вікна: $I_{\text{filtered}}[i, j] \leftarrow \text{center}(P)$
- 11: **end if**
- 12: **end for**
- 13: **return** I_{filtered}

2.3. Проведені експерименти та отримані результати. Фактично задача розробки детектора імпульсів за допомогою MLP у нашому випадку зводиться до задачі класифікації з двома класами. Нейромережі часто використовуються для розв'язання задач класифікації [20–22], що робить їх природним вибором для такого типу проблем. На вхід нейромережі подається патч зображення, а вихід нейромережі вказує, до якого класу належить цей патч — “містить імпульс” або “не містить імпульс”. В даній роботі ми провели експерименти з кількома топологіями MLP: 9-8-1 (NN-9-8-1), 9-16-1 (NN-9-16-1), 9-32-16-1 (NN-9-32-16-1), де перше число вказує на кількість входів, останнє — кількість нейронів у вихідному шарі, а інші числа — кількість нейронів у прихованих шарах. В ролі активаційної функції використовувалася сигмоїдальна функція

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Для тренування MLP ми використали навчальну множину, що складалася з 80 000 навчальних зразків. Для її побудови ми використали 400 зображень у відтінках сірого. З кожного зображення було вибрано по 200 фрагментів (патчів) розміру 3×3 і сформовано множину P . Розмір патчу відповідає розміру вікна (локальним оточенням пікселя, що обробляється), який ми використовували під час фільтрації. Множина P була розбита на три підмножини P_s , P_p , P_c , які задовольняли умову

$$P_s \cap P_p \cap P_c = \emptyset.$$

P_s , P_p - множини патчів, де інтенсивність центрального пікселя замінена імпульсом інтенсивності відповідно 0 та 255. P_c - патчі, де інтенсивність центрального

пікселя залишилися без змін. Таким чином, використовуючи P_s , P_p та P_c , було сформовано множину вхідних ознак X

$$X = \left\{ \text{vec} \left(\frac{1}{255} p_s \right) \mid p_s \in P_s \right\} \cup \left\{ \text{vec} \left(\frac{1}{255} p_p \right) \mid p_p \in P_p \right\} \cup \left\{ \text{vec} \left(\frac{1}{255} p_c \right) \mid p_c \in P_c \right\}$$

Важливо зазначити, що елементи множини ознак повинні бути нормалізовані. Це прискорює збіжність навчання та дозволяє уникнути появи екстремальних значень ваг нейронів [23].

Множина міток Y , елементи якої позначають наявність імпульсу у відповідному елементі множини X , була сформована наступним чином.

$$Y = \left\{ l = \begin{cases} 1, & p \in P_s \cup P_p, \\ 0, & p \in P_c \end{cases} \mid p \in P_s \cup P_p \cup P_c \right\}$$

Навчальна множина мала вигляд

$$T = \{(x, y) \mid x \in X, y \in Y\}.$$

Аналогічним чином була сформована тестова множина з 2 000 елементів для оцінки узагальнюючих можливостей нейромережі після тренування.

Для тренування MLP ми використовували алгоритм градієнтного спуску [24, 25]. У ролі функції втрат було обрано Binary Cross Entropy [23]. Нижче, на рис. 2, рис. 3 та рис. 4, наведено криві збіжності процесів тренування для нейромереж NN-9-8-1, NN-9-16-1, NN-9-32-16-1.

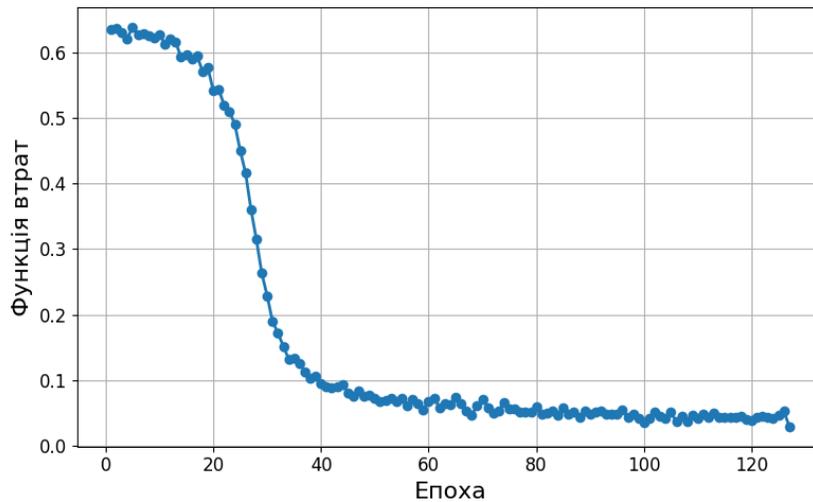


Рис. 2. Значення функції втрат протягом навчання NN-9-8-1.

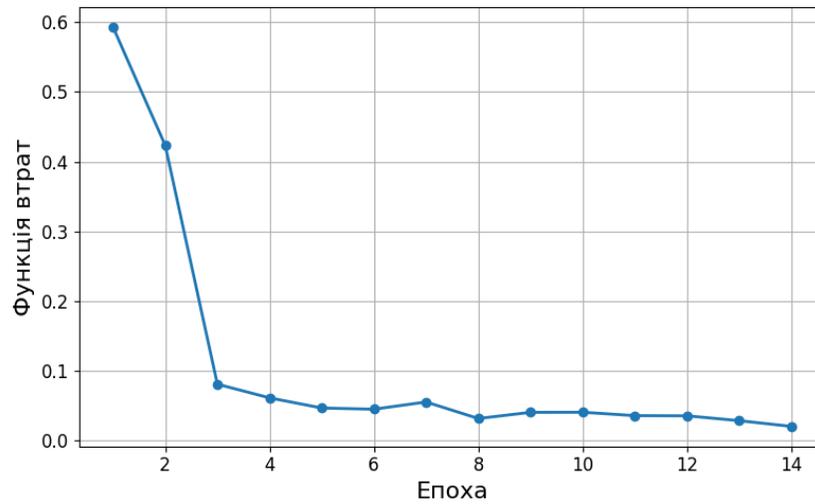


Рис. 3. Значення функції втрат протягом навчання NN-9-16-1.

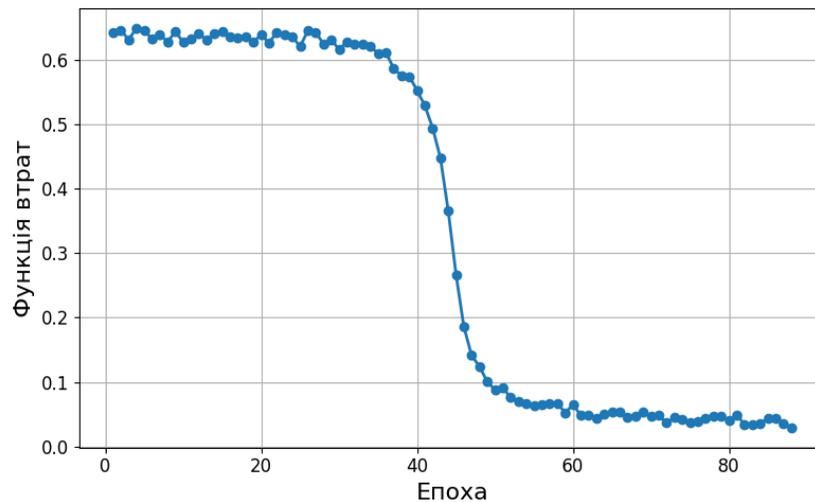


Рис. 4. Значення функції втрат протягом навчання NN-9-32-16-1.

У таблиці таблиця.1 наведено результати класифікації на тестовій множині для MLP NN-9-8-1, NN-9-16-1 та NN-9-32-16-1.

Таблиця 1.

Результати класифікації на тестовій множині

MLP	Відсоток вірних класифікацій
NN-9-8-1	98.80%
NN-9-16-1	98.75%
NN-9-32-16-1	98.50%

Для оцінки якості фільтрації ми використали зображення у відтінках сірого, спотворені імпульсним шумом з інтенсивністю 1%, 2%, 5% та 10%. У таблицях таблиця 3, таблиця 4, таблиця 5 та таблиця 6 наведено результати фільтрації

зображень з використанням медіанного фільтра, медіанного фільтра з DRID та медіанного фільтра з детектором імпульсів на основі MLP. Параметри використані при фільтрації з використанням DRID наведено у таблиці таблиця 2.

Таблиця 2.

Параметри використані при фільтрації з допомогою медіанного фільтру з DRID

	Параметр s	Параметр θ
DRID-1	2	10
DRID-2	2	30
DRID-3	2	40
DRID-4	3	10
DRID-5	3	30
DRID-6	3	40

Варто зазначити, що ефективність DRID залежить від вибору значень параметрів s та θ [3]. Тому значення PSNR для фільтрованого зображення, наведені у таблицях, не слід розглядати як максимально можливі.

Нижче, на рисунку рис.5 наведено результати фільтрації імпульсного шуму з використанням медіанного фільтра з запропонованим нами детектором на основі MLP.

Таблиця 3.

Результати фільтрації зображень спотворених імпульсним шумом з інтенсивністю 1%. Найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Train station	Music hall	Big Ben	Cambridge	Gaudi bldg
Original PSNR	24.6441	25.0031	24.1192	25.1990	24.8652
Median	32.1351	27.0244	25.6846	24.9441	26.5636
DRID-1	37.8404	31.3186	30.1111	31.4891	30.6429
DRID-2	40.8078	35.4967	34.1373	37.6866	35.5688
DRID-3	40.8403	36.8739	34.7250	37.8162	36.8870
DRID-4	36.2196	30.1113	28.6139	29.5223	29.2626
DRID-5	39.5110	34.3407	32.3594	33.8274	34.2602
DRID-6	40.0281	35.9018	33.2208	34.3771	35.8527
NN-9-8-1	41.4615	34.8223	35.9079	38.7457	41.0830
NN-9-16-1	42.1411	35.1681	36.8628	39.0409	41.9346
NN-9-32-16-1	41.3782	34.7464	35.8309	38.4007	40.5943
	Barcelona	Sailboat	Manhattan	Airplane	Fighter-jet
Original PSNR	24.8859	25.5194	25.3904	25.4473	24.8772
Median	26.0578	31.4956	28.0420	32.1341	29.8124
DRID-1	30.6036	36.1045	32.8420	37.3624	42.3465
DRID-2	35.5865	41.0707	37.7995	40.5109	46.8949
DRID-3	36.5862	42.8364	39.0500	40.8437	43.5867
DRID-4	29.0568	35.1838	31.5789	35.7244	37.5661
DRID-5	33.8078	40.3582	36.3008	39.0730	39.7143
DRID-6	35.0929	42.2652	37.6910	39.6870	38.9691
NN-9-8-1	42.1587	46.3799	40.3112	41.2604	48.9999
NN-9-16-1	42.7841	47.3229	41.2441	42.2156	48.9914
NN-9-32-16-1	41.9523	46.1453	40.2306	41.2365	49.0104

Таблиця 4.

Результати фільтрації зображень спотворених імпульсним шумом з інтенсивністю 2%. Найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Train station	Music hall	Big Ben	Cambridge	Gaudi bldg
Original PSNR	21.6876	22.1453	21.2121	22.0866	21.8731
Median	32.0418	26.9435	25.6039	24.8971	26.5045
DRID-1	37.4427	31.0599	29.9271	31.0618	30.4103
DRID-2	39.3248	34.5345	33.2272	35.3194	34.3300
DRID-3	38.7953	35.4753	33.1266	34.9228	34.9131
DRID-4	35.9958	29.9252	28.4359	29.2898	29.1533
DRID-5	38.3993	33.6304	31.6860	32.8953	33.5154
DRID-6	38.3128	34.8041	31.9850	33.0332	34.5163
NN-9-8-1	40.8015	34.3239	35.2122	37.1234	39.4133
NN-9-16-1	41.4179	34.6065	36.0913	37.4089	39.8895
NN-9-32-16-1	40.6120	34.2715	35.0938	36.8712	39.0311
	Barcelona	Sailboat	Manhattan	Airplane	Fighter-jet
Original PSNR	22.0036	22.5378	22.2957	22.4792	21.7128
Median	26.0126	31.4227	28.0151	32.0875	29.8099
DRID-1	30.4669	35.8335	32.6205	36.5960	39.8593
DRID-2	34.6042	39.8374	36.7555	38.7788	41.7740
DRID-3	34.9006	40.9085	37.0854	38.6851	39.3514
DRID-4	28.9507	35.0133	31.4453	35.6186	37.0993
DRID-5	33.1380	39.5159	35.5915	38.5478	38.9573
DRID-6	33.8533	40.8683	36.2559	38.8022	37.6095
NN-9-8-1	39.9172	44.4606	39.1770	40.6942	44.4789
NN-9-16-1	40.2501	45.2349	39.9357	41.6774	44.5706
NN-9-32-16-1	39.7376	44.2772	39.0705	40.7354	44.5116

Таблиця 5.

Результати фільтрації зображень спотворених імпульсним шумом з інтенсивністю 5%. Найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Train station	Music hall	Big Ben	Cambridge	Gaudi bldg
Original PSNR	17.7030	18.1767	17.1963	18.2309	18.0893
Median	31.6463	26.7030	25.3704	24.7088	26.2786
DRID-1	32.9416	29.6469	28.4657	29.3161	29.1919
DRID-2	33.0411	31.5143	29.8021	31.1893	31.2794
DRID-3	32.5115	31.6801	29.1146	30.5669	31.1474
DRID-4	34.9737	29.3930	27.8882	28.6216	28.7655
DRID-5	35.7759	32.1417	29.8856	31.0900	32.0207
DRID-6	34.9617	32.6401	29.3921	30.6916	32.2107
NN-9-8-1	38.7634	33.1451	33.2000	34.1343	35.9994
NN-9-16-1	39.1516	33.2715	33.6558	34.4132	36.1626
NN-9-32-16-1	38.5109	33.0455	32.9630	33.8839	35.7369
	Barcelona	Sailboat	Manhattan	Airplane	Fighter-jet
Original PSNR	17.9331	18.5119	18.1935	18.4725	17.9182
Median	25.7664	31.1572	27.8493	31.6658	29.7373
DRID-1	28.9639	32.9477	30.9493	33.3332	34.4771
DRID-2	30.8298	34.4232	32.8445	33.6437	34.9447
DRID-3	30.5090	34.5414	32.4977	33.2417	33.5173
DRID-4	28.4670	34.3454	30.8710	34.7098	35.9267
DRID-5	31.3237	37.6393	33.8551	35.9544	37.3125
DRID-6	31.2535	38.1673	33.6933	35.4428	35.1229
NN-9-8-1	35.5448	41.1039	36.7064	38.6033	40.3361
NN-9-16-1	35.6245	41.2995	37.0755	38.9916	39.8543
NN-9-32-16-1	35.3654	40.8014	36.5474	38.5553	40.3123

Таблиця 6.

Результати фільтрації зображень спотворених імпульсним шумом з інтенсивністю 10%. Найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Train station	Music hall	Big Ben	Cambridge	Gaudi bldg
Original PSNR	14.7160	15.0969	14.2537	15.2418	15.0126
Median	30.6660	26.2891	24.9287	24.2843	25.7855
DRID-1	26.6529	25.5559	24.6214	25.4911	25.3757
DRID-2	26.4626	26.0390	24.8144	25.9032	25.8623
DRID-3	26.1999	25.9378	24.2848	25.5011	25.6916
DRID-4	32.2368	28.1461	26.7907	27.1663	27.6458
DRID-5	31.8959	29.7257	27.6303	28.3756	29.3767
DRID-6	31.0759	29.6138	26.7481	27.7837	29.1599
NN-9-8-1	35.5625	31.4938	30.8181	30.9266	32.6477
NN-9-16-1	34.7107	31.0276	30.7771	30.8625	32.3106
NN-9-32-16-1	35.1887	31.3314	30.4812	30.6800	32.4517
	Barcelona	Sailboat	Manhattan	Airplane	Fighter-jet
Original PSNR	14.8791	15.5213	15.2317	15.3749	14.8668
Median	25.2318	30.7108	27.4804	30.6704	29.3641
DRID-1	25.1299	27.1211	26.3760	26.9828	26.8923
DRID-2	25.5683	27.3486	26.8458	26.8465	26.9729
DRID-3	25.2150	27.3193	26.5744	26.6017	26.4996
DRID-4	27.2231	32.6137	29.5507	32.0709	32.9223
DRID-5	28.7394	34.0525	31.2739	32.0079	33.6433
DRID-6	28.1651	34.0000	30.6470	31.2660	31.7380
NN-9-8-1	32.0707	37.6904	34.1294	35.2257	36.7062
NN-9-16-1	31.6688	36.2554	34.0423	34.9562	35.2570
NN-9-32-16-1	31.8047	37.2524	33.8467	34.8894	36.3704

Варто зауважити, що зі збільшенням інтенсивності імпульсного шуму, ефективність детектора імпульсів зменшується. І PSNR фільтрованого зображення наближається до значень, які можна отримати за допомогою медіанного фільтра. Це можна пояснити значною кількістю пікселів, що містять імпульс, і відповідно високою частотою спрацювання детектора. Для прикладу нижче (таблиця 7) наведено результати фільтрації імпульсного шуму з інтенсивністю 40% із використанням медіанного фільтра та медіанного фільтра з детектором на основі NN-9-8-1.

Таблиця 7.

Результати фільтрації зображень спотворених імпульсним шумом з інтенсивністю 40%.

	Train station	Music hall	Big Ben	Cambridge	Gaudi bldg
Original PSNR	8.6605	9.0690	8.2019	9.2143	8.9701
Median	18.2058	17.7856	16.8603	17.2202	17.6543
NN-9-8-1	18.7138	18.8040	17.4081	18.4329	18.6020
	Barcelona	Sailboat	Manhattan	Airplane	Fighter-jet
Original PSNR	8.8512	9.4792	9.1946	9.3932	8.8574
Median	17.2905	18.9436	18.1914	18.7520	18.2961
NN-9-8-1	18.1915	19.9829	19.1855	19.7338	18.9506

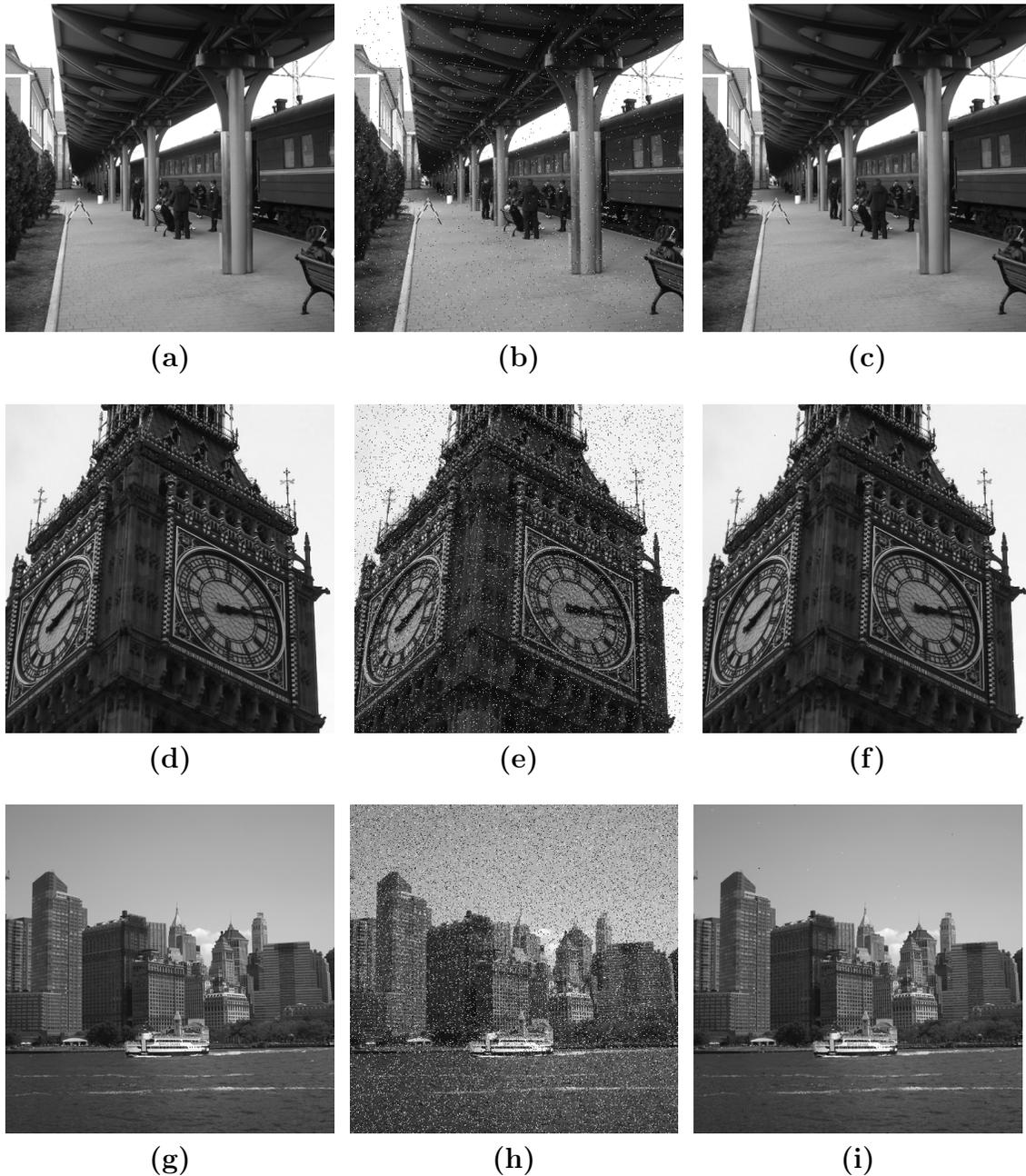


Рис. 5. (а) - ідеальне зображення, (b) - зашумлене зображення (імпульсний шум 1%), (с) - відфільтроване зображення NN-9-8-1, (d) - ідеальне зображення, (e) - зашумлене зображення (імпульсний шум 5%), (f) - відфільтроване зображення NN-9-16-1, (g) - ідеальне зображення, (h) - зашумлене зображення (імпульсний шум 10%), (i) - відфільтроване зображення NN-9-32-16-1

3. Висновки та перспективи подальших досліджень. Спираючись на результати проведених експериментів, можна зробити висновок, що багатошаровий перцептрон (MLP) може бути використаний як ефективний детектор імпульсного шуму. Результати фільтрації, досягнуті за допомогою цього детектора, наближаються, а в деяких випадках перевищують показники, отримані із застосуванням фільтру з детектором DRID. Проте варто також відзначити,

що ефективність детектора знижується при високій інтенсивності імпульсного шуму (40% та більше).

Було продемонстровано, що навіть нейромережа, яка складається з відносно невеликої кількості нейронів, здатна досить ефективно розпізнавати наявність імпульсів у пікселях зображення. Це можна пояснити фундаментальною здатністю нейромережі будувати складні нелінійні функціональні зв'язки між вхідними даними та виходом.

Подальші дослідження в цьому напрямку можуть включати використання в ролі детектора SVM, MLMVN та інших типів нейромереж, а також дослідження інших методів безпосередньо фільтрації імпульсу.

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. Gonzalez, R.C.; Woods, R.E. Digital Image Processing; Fourth, global edition.; Pearson Education: New York, New York, 2018; ISBN 978-1-292-22304-9.
2. Jain, A.K. Fundamentals of Digital Image Processing; Prentice Hall information and system sciences series; 17. [repr.]; Prentice Hall: Englewood Cliffs, NJ, 2000; ISBN 978-0-13-336165-0.
3. Aizenberg, I.; Butakoff, C. Effective Impulse Detector Based on Rank-Order Criteria. *IEEE Signal Process. Lett.* 2004, 11, 363–366, doi:10.1109/LSP.2003.822925.
4. Sheng-Fu Liang; Shih-Mao Lu; Jyh-Yeong Chang; Chin-Teng Lin. A Novel Two-Stage Impulse Noise Removal Technique Based on Neural Networks and Fuzzy Decision. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 2008, 16, 863–873, doi:10.1109/TFUZZ.2008.917297.
5. Mafi, M.; Martin, H.; Cabrerizo, M.; Andrian, J.; Barreto, A.; Adjouadi, M. A Comprehensive Survey on Impulse and Gaussian Denoising Filters for Digital Images. *Signal Processing* 2019, 157, 236–260, doi:10.1016/j.sigpro.2018.12.006.
6. Burger, H.C.; Schuler, C.J.; Harmeling, S. Image Denoising with Multi-Layer Perceptrons, Part 1: Comparison with Existing Algorithms and with Bounds 2012.
7. Burger, H.C.; Schuler, C.J.; Harmeling, S. Image Denoising with Multi-Layer Perceptrons, Part 2: Training Trade-Offs and Analysis of Their Mechanisms 2012.
8. Dabov, K.; Foi, A.; Katkovnik, V.; Egiazarian, K. Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. *IEEE Trans. Image Process.* 2007, 16, 2080–2095, doi:10.1109/TIP.2007.901238.
9. Keohane, O.; Aizenberg, I. Impulse Noise Filtering Using MLMVN. In Proceedings of the 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN); IEEE: Glasgow, United Kingdom, July 2020; pp. 1–8.
10. Aizenberg, I.; Butakoff, C.; Paliy, D. Impulsive Noise Removal Using Threshold Boolean Filtering Based on the Impulse Detecting Functions. *IEEE Signal Process. Lett.* 2005, 12, 63–66, doi:10.1109/LSP.2004.838198.
11. Feng, X.; Huang, Q.; Li, X. Ultrasound Image De-Speckling by a Hybrid Deep Network with Transferred Filtering and Structural Prior. *Neurocomputing* 2020, 414, 346–355, doi:10.1016/j.neucom.2020.09.002.
12. Kokil, P.; Sudharson, S. Despeckling of Clinical Ultrasound Images Using Deep Residual Learning. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2020, 194, 105477, doi:10.1016/j.cmpb.2020.105477.
13. Lee, J.-S. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1980, PAMI-2, 165–168, doi:10.1109/TPAMI.1980.4766994.
14. Frost, V.S.; Stiles, J.A.; Shanmugan, K.S.; Holtzman, J.C. A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1982, PAMI-4, 157–166, doi:10.1109/TPAMI.1982.4767223.
15. Mafi, M.; Izquierdo, W.; Martin, H.; Cabrerizo, M.; Adjouadi, M. Deep Convolutional Neural Network for Mixed Random Impulse and Gaussian Noise Reduction in Digital Images. *IET Image Processing* 2020, 14, 3791–3801, doi:10.1049/iet-ipr.2019.0931.
16. Solomon, C.; Brckon, T. Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab; Wiley-Blackwell: Chichester, 2011; ISBN 978-0-470-84472-4.
17. Smolka, B. Efficient Technique of Impulsive Noise Detection and Replacement in Color Digital Images. In Sensor Networks and Signal Processing; Peng, S.-L., Favorskaya, M.N., Chao, H.-C., Eds.; Springer Singapore: Singapore, 2021; Vol. 176, pp. 171–185 ISBN 978-981-15-4916-8.
18. Yu, C.; Hou, L.-Z. Realization of a Real-Time Image Denoising System for Dashboard Camera Applications. *IEEE Trans. Consumer Electron.* 2022, 68, 181–190, doi:10.1109/TCE.2022.3175796.
19. Li, C.; Li, J.; Luo, Z. An Impulse Noise Removal Model Algorithm Based on Logarithmic Image Prior for Medical Image. *SIViP* 2021, 15, 1145–1152, doi:10.1007/s11760-020-01842-w.
20. Kotsovsky, V.; Geche, F.; Batyuk, A. Bithreshold Neural Network Classifier. In Proceedings of the 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT); IEEE: Zbarazh, Ukraine, 23 September 2020; pp. 32–35.
21. Krajewska-Śpiewak, J.; Lasota, I.; Kozub, B. Application of Classification Neural Networks for Identification of Damage Stages of Degraded Low Alloy Steel Based on Acoustic Emission Data Analysis. *Arch. Civ. Mech. Eng.* 2020, 20, 109. doi:10.1007/s43452-020-00112-3.

22. Shi, Y.; Xu, W.; Zhang, J.; Li, X. Automated Classification of Ultrasonic Signal via a Convolutional Neural Network. *Applied Sciences* 2022, 12, 4179. doi:10.3390/app12094179.
23. Goodfellow, I.; Bengio, Y.; Courville, A. Deep Learning; Adaptive computation and machine learning; The MIT Press: Cambridge, Mass, 2016; ISBN 978-0-262-03561-3.
24. Deisenroth, M.P.; Faisal, A.A.; Ong, C.S. Mathematics for Machine Learning; Cambridge University Press: Cambridge, UK New York, NY, 2020; ISBN 978-1-108-47004-9.
25. Shalev-Shwartz, S.; Ben-David, S. Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms; 1st ed.; Cambridge University Press, 2014; ISBN 978-1-107-05713-5.

Tovt Yu. O., Bryla A. Yu. Impulse Noise Filtering In Digital Images Using A Neural-Network-Based Impulse Detector.

Today, digital images are widely used in many fields. Their analysis is an extremely important task, and therefore noise filtering plays a significant role. This work examines impulse noise removal in images using a median filter combined with an impulse detector based on a real-valued neural network. Experiments on impulse noise filtering were conducted, and the obtained results were compared with several existing impulse noise filtering methods.

Keywords: neural networks, digital images, noise filtering, impulse noise.

Отримано: 01.12.2025

Прийнято: 21.12.2025

Опубліковано: 29.01.2026