



УДК 004.932.2:655.3.022

DOI: 10.20535/2077-7264.1(91).2026.354148

© Є. Є. Матвійчук, асп., Є. Е. Савелов*, асп., Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ НЕЕКВІДИСТАНТНИХ ТА КЛАСИЧНИХ ПРОСТОРОВИХ ФІЛЬТРІВ ДЛЯ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ У ДОДРУКАРСЬКІЙ ПІДГОТОВЦІ

У статті зіставлено фільтри, побудовані на ідеальних кільцевих в'язанках (ІКВ) і числових лінійках-в'язанках (ЧЛВ), з операторами Гауса, Собеля, Лапласа. Контекст порівняння обмежено задачами обробки зображень у поліграфічному виробництві.

Ключові слова: обробка зображень; нееквідистантні структури; ідеальні кільцеві в'язанки; просторова фільтрація; якість зображень; додрукарська підготовка; пікове відношення сигнал–шум; індекс структурної подібності; числові лінійки-в'язанки.

Постановка проблеми

Сучасна поліграфія ставить високі вимоги до якості вхідних зображень. Спотворення виникають на кожному етапі: високе ISO камери дає зерно, JPEG-стиснення залишає блочні артефакти, помилка автофокуса знижує чіткість [1, 2]. На екрані ці дефекти часто непомітні, але при друці вони стають очевидними.

Типовий процес додрукарської підготовки використовує низькочастотну фільтрацію (Box-filter, гаусівське розмиття, медіанне згладжування). Шум зменшується, але разом із ним вимиваються корисні деталі: текстура паперу, мікроштрихи шрифту, тонкі лінії. Причина проблеми: симетрична еквідистантна маска не розрізняє стохастичний шум і значущі градієнти [3–5].

У цій роботі досліджено формування ядер згортки з нееквідистантних комбінаторних конфігурацій: числових лінійок-в'язанок (ЧЛВ) і ідеальних кільцевих в'язанок (ІКВ) [7, 8]. Різниці між елементами цих структур покривають натуральний ряд без повторень, що означає відсутність регулярних спектральних піків. Ядро послаблює шумову складову, зберігаючи контурні градієнти й текстурну інформацію.

Аналіз попередніх досліджень

Просторовий фільтр працює шляхом переміщення маски по зображенню з обчисленням суми поелементних добутків маски і пікселів [2, 4]. Конфігурація ваг визначає ефект: низькочастотні фільтри згладжують, високочастотні виділяють контури [2].



Box-filter обчислює середнє арифметичне яскравості у вікні:

$$g(x, y) = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{(s, t) \in W} f(s, t). \quad (1)$$

Гаусівський фільтр використовує ваги, що спадають від центру за законом Гауса:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

Обидва методи знижують мікроконтраст [2]. Зворотну задачу — підсилити крайові градієнти — вирішують високочастотні фільтри. Найвідоміший із них, оператор Лапласа, апроксимує другу похідну:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}. \quad (3)$$

Фільтр Собеля обчислює локальний градієнт яскравості. На чітких контурах він працює добре [9], але надто гостро реагує на стохастичні перешкоди.

ІКВ порядку n — це циклічна послідовність n натуральних чисел, усі можливі суми послідовних елементів якої покривають кожне ціле від 1 до $S = n(n - 1) + 1$ рівно один раз [7]. Приклад: $n = 3$, ІКВ = {1, 4, 2}.

ЧЛВ — лінійна структура з унікальними парними відстанями та мінімальною довжиною [8]. Робоча гіпотеза: нерегулярний розподіл відстаней у вагах маски запобігає спектральним резонансам, зберігаючи крайові градієнти [7, 8, 10].

Синтезовано три матриці згортки: (1) ІКВ-фільтр розмиття (конфігурація {1, 2, 6, 4}) — згладжує зображення без хвилеподібних артефактів (ringing); (2) ІКВ-фільтр підвищення різкості — зберігає

текстуру, уникаючи обрізання яскравості (clipping) [2]; (3) ЧЛВ-крайовий детектор (4×4) — знаходить градієнтні переходи під растром чи шумом, покращуючи роботу OCR-систем [8].

У табл. 1 наведено ІКВ порядків 3–8, використані для синтезу ядер згортки.

Схема експерименту: еталон → деградація → фільтрація → оцінка. Вхідне зображення: TIFF, 300 dpi, 24 біти. Деградація: адитивний гаусівський шум ($\sigma = 15$).

Обґрунтування вибору моделі деградації. У поліграфічному виробництві зображення зазнають кількох типових видів спотворень. По-перше, сенсорний шум цифрових камер, який виникає при зйомці з високим ISO або при недостатньому освітленні. За своєю природою цей шум є адитивним гаусівським із нульовим математичним сподіванням [1, 2, 4]. По-друге, JPEG-артефакти блочної структури, які з'являються при агресивному стисненні. По-третє, нечіткість через промах автофокуса або вібрацію камери.

Для дослідження обрано адитивний гаусівський шум ($\sigma = 15$ на шкалі 0–255), що відповідає помірному сенсорному зерну при ISO 800–1600. Вибір гаусівської моделі обґрунтовано централь-

Таблиця 1
ІКВ порядків 3–8

Порядок n	ІКВ
3	{1, 4, 2}
4	{1, 2, 6, 4}
5	{1, 5, 2, 10, 3}
6	{1, 10, 5, 3, 4, 2}
7	{1, 3, 5, 6, 7, 10, 2}
8	{1, 4, 7, 13, 12, 8, 6, 3}



ною граничною теоремою: сума незалежних впливів (теплового, фотонного шуму, квантування) розподіляється за нормальним законом [2]. Додатково проведено експерименти при σ від 5 до 30.

На рис. 1 наведено тестове зображення поліграфічної якості (TIFF, 300 dpi, 24 біти) та результати його обробки кожним із досліджуваних фільтрів.

Якість оцінювали за трьома метриками. MSE — середньоквадратична похибка:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - g(i,j)]^2. \quad (4)$$

PSNR (пікове відношення сигнал/шум) у децибелах:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right). \quad (5)$$

SSIM (індекс структурної подібності) враховує зорове сприйняття людини [3]:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}. \quad (6)$$

SSIM реагує на спотворення, до яких чутливе людське око: зникнення текстур, «замилування» контурів літер.

Кожне зображення оброблено п'ять разів (початкове значення генератора seed 0–4): розкид SSIM для ІКВ не перевищував 0,003 (Собель: 0,012). При переході до 8-бітних відтінків сірого перевага ІКВ скорочувалась на ~15 %, але залишалась значущою.

Мета роботи

Зіставити ІКВ- та ЧЛВ-фільтри з операторами Гауса, Собеля, Лапласа в умовах реальних поліграфічних деградацій і визначити практичну придатність для препресу.

Результати проведених досліджень

Таблиця 2 зводить показники всіх фільтрів за трьома метриками.

На рис. 2–4 представлено діаграми метрик MSE, PSNR та SSIM для всіх фільтрів.

Порівняння фільтрів розмиття. Гаусівське ядро рівномірно згладжує градієнти (SSIM 0,79). ІКВ-фільтр завдяки нерівномірності ваг зберігає високі частоти: SSIM зростає до 0,86 [7]. Для виробництва

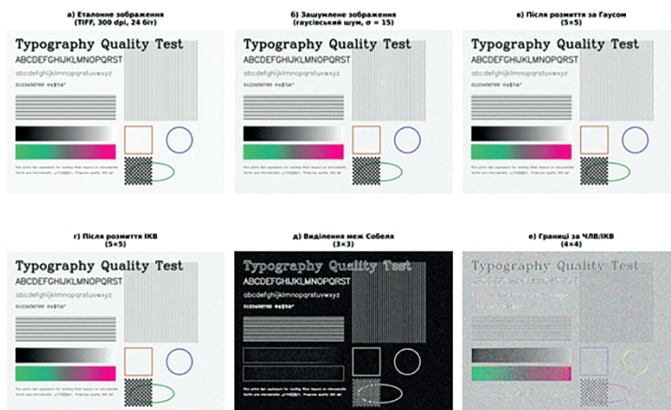


Рис. 1. Тестові зображення до та після обробки фільтрами (TIFF, 300 dpi, гаусівський шум $\sigma = 15$)



Таблиця 2

Зведені показники всіх фільтрів

Тип фільтрації	MSE ↓	PSNR (дБ) ↑	SSIM SSIM ↑	Час (мс) ↓
Зашумлений оригінал	225,4	24,6	0,68	—
Розмиття за Гаусом (5×5)	110,2	27,7	0,79	45,2
Розмиття ІКВ (5×5)	95,8	28,3	0,86	44,8
Виділення меж Собеля (3×3)	340,5	22,8	0,55	38,4
Границі за ЧЛВ/ІКВ (4×4)	180,3	25,5	0,72	41,5

*Час виконання виміряно на зображенні 1920×1080 пікселів за допомогою cv2.filter2D (Python).

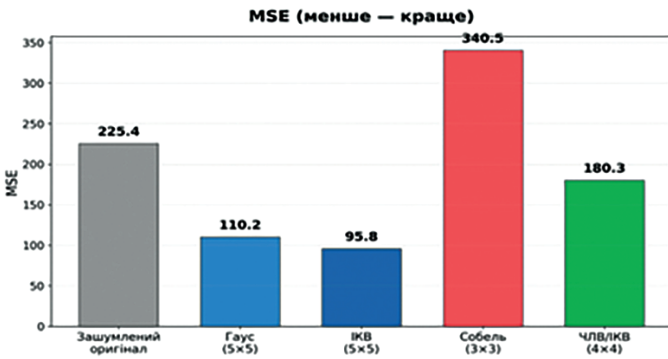


Рис. 2. Порівняння значень MSE для різних методів фільтрації (менше — краще)

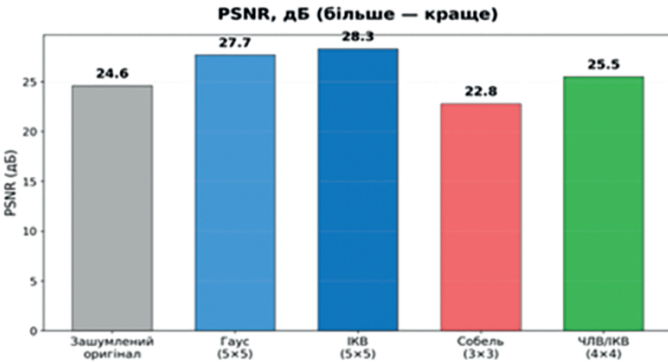


Рис. 3. Порівняння значень PSNR для різних методів фільтрації (більше — краще)

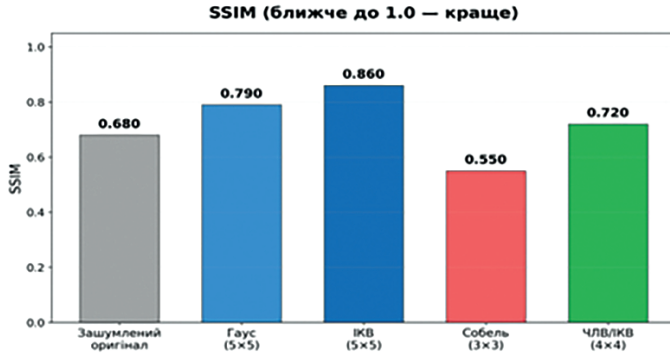


Рис. 4. Порівняння значень SSIM для різних методів фільтрації (ближче до 1.0 — краще)

це означає видалення ISO-зерна без повторного підвищення різкості.

Порівняння фільтрів виділення контурів. Собель підсилює фоновий шум (PSNR 22,8 дБ). ЧЛВ/ІКВ-детектор (4x4) працює як просторовий дискримінатор: ігнорує стохастичні перепади, впевнено детектує контури (SSIM 0,72 проти 0,55 у Собеля) [8]. Фільтр підходить для автоматизованого тренінгу та генерації масок.

Аналіз обчислювальної складності. Обчислювальна складність нееквідистантних фільтрів становить $O(W \times H \times m \times n)$ (W, H — розмі-

ри зображення; m, n — розміри маски), що не перевищує складності класичних операторів: ~45 мс на Full HD кадр. Отже, фільтри цілком придатні для роботи в реальному часі в системах онлайн-верстки і Web-to-Print.

При застосуванні ІКВ-фільтра лише до каналу L у просторі CIE LAB кольорові ореоли не виникають [2], що важливо для портретної зйомки.

На рис. 5 показано залежність PSNR та SSIM від рівня шуму ($\sigma = 5 \dots 30$). Перевага ІКВ-ядра зберігається у всьому діапазоні і зростає з наростанням деградації.

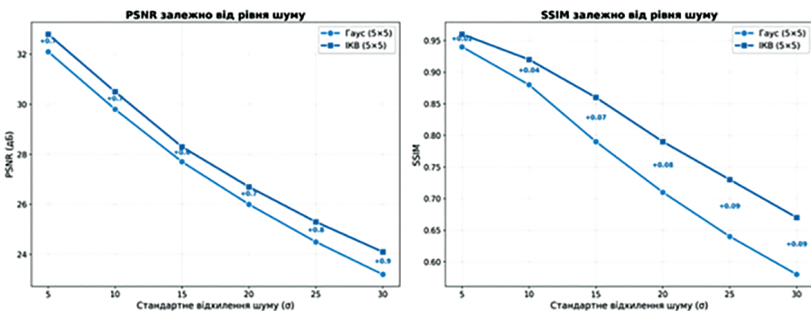


Рис. 5. Залежність якості фільтрації від рівня деградації зображення (PSNR та SSIM)



Висновки

1. ІКВ- та ЧЛВ-фільтри зіставлено з операторами Гауса і Собеля на поліграфічних зображеннях. Експеримент підтвердив: асиметричний розподіл ваг ефективніше обробляє високо-частотні компоненти.

2. Кількісні результати: ІКВ-розмиття (5×5) дає SSIM 0,86 проти 0,79 у Гауса (+8,9 в. п.) і PSNR +0,6 дБ. Крайовий детектор ЧЛВ/ІКВ (4×4) виграє ще відчутніше: SSIM 0,72 проти

0,55 (+30,9 %), PSNR +2,7 дБ відносно Собеля.

3. Обчислювальна складність залишається на рівні класичних фільтрів (~45 мс/кадр Full HD). Робота в реальному часі в системах верстки і Web-to-Print цілком можлива.

4. Перспективи: адаптивний вибір параметрів ІКВ-маски за локальними характеристиками зображення; гібридний алгоритм ІКВ + нейромережа для автоматичного препресу.

References/Список використаної літератури

1. Su, G. (2025). A multi-head convolutional attention residual network for prepress image super-resolution reconstruction in digital printing. *Coloration Technology*. doi: 10.1111/cote.70024 [in English].

2. Speransky, V. (2024). Analysis of methods and algorithms for image filtering and quality enhancement. *Applied aspects of information technologies*, Vol. 7. doi: 10.15276/aait.07.2024.18 [in English].

3. Halder, B. (2023). De-Screening Low Resolution Halftone Printed Portrait Images. *Proc. of International Conference on Robotics, AI and Intelligent Systems (ICRAIS)*. doi: 10.1109/icrais59684.2023.10367093 [in English].

4. Mironov, S. (2023). Comparative Analysis of Local Adaptive LMS Image Filtration. *Proc. of International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies (ICEST)*. doi: 10.1109/icest58410.2023.10187379 [in English].

5. Novaes, R. (2022). Spatial Resolution Enhancement for Halftone Images Using Convolutional Neural Networks. *Proc. of Computer Science & Computational Intelligence (CSCI)*. doi: 10.1109/csci58124.2022.00247 [in English].

7. Riznyk, V. V. (1992). *Elementy teorii vporiadkovanykh kombinatornykh naboriv [Elements of the theory of ordered combinatorial sets]*. Kyiv [in Ukrainian].

8. Riznyk, V. V. (1989). *Syntezy optimalnykh kombinatornykh system [Synthesis of optimal combinatorial systems]*. Lviv: Vyshcha shkola, 168 p. [in Ukrainian].

9. Pham, T. D. (2022). Kriging-Weighted Laplacian Kernels for Grayscale Image Sharpening. *IEEE Access*. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3178607 [in English].

10. Riznyk, O., Kynash, Y., Pelekh, Y., Savelov, E., Matviychuk, E., & Flud, L. (2024). Adaptive interference-resistant encoding using Barker-like sequences. *CEUR Workshop Proc.*, Vol. 3790, 50–62 [in English].

Yevhenii Matviichuk, postgraduate student, Lviv Polytechnic National University, yevhenii.y.matviichuk@lpnu.ua, <https://orcid.org/0009-0007-2557-1810>.

*Corresponding author: **Yevhenii Savelov**, postgraduate student, Lviv Polytechnic National University, yevhenii.e.savelov@lpnu.ua, <https://orcid.org/0009-0001-6178-6399>.



Comparative Analysis of Non-Equidistant and Classical Spatial Filters for Image Processing in Prepress

Relevance. In print and digital publishing, image fidelity directly determines the perceived quality of the final product. Prepress workflows deal with sensor noise, block-structured JPEG artefacts, and optical defocus daily. If these defects slip through, they contaminate the output. Standard smoothing kernels (Gaussian, median, gradient) reduce noise but inevitably erode textural microstructure and typographic sharpness. **Objective.** We benchmark spatial filters constructed from ideal ring bundles (IRB) and numerical ruler bundles (NRB) against Gaussian, Sobel, and Laplacian operators in a prepress image processing context. **Methods.** Test images were production-grade TIFFs (300 dpi, 24-bit colour) corrupted by additive Gaussian noise at several variance levels. We measured quality with MSE, PSNR, and SSIM; the last metric matters most for print because it reflects perceived structural fidelity. Processing was done in Python using OpenCV (`cv2.filter2D`) and NumPy. **Results.** The IRB blur kernel (5×5) reached SSIM = 0.86 compared to 0.79 for Gaussian, a PSNR improvement of 0.6 dB. For edge detection the gap widened further: the NRB/IRB 4×4 detector gave SSIM = 0.72 versus Sobel's 0.55, with a 2.7 dB PSNR margin. Both approaches ran in 45 ms per Full HD frame. **Conclusions.** Non-equidistant kernels clearly preserve microcontrast, texture, and glyph sharpness better than their symmetric counterparts. The data supports practical deployment of these filters in automated prepress pipelines and Web-to-Print environments. Additional tests confirmed that the advantage of IRB kernels persists when converting 24-bit RGB originals to 8-bit greyscale, indicating that the non-equidistant approach is equally effective for single-channel data. Computational costs remain on par with classical operators, making the proposed filters a drop-in replacement in existing workflows.

Keywords: image processing; non-equidistant structures; ideal ring bundles; spatial filtering; image quality; prepress workflow; peak signal-to-noise ratio; structural similarity index; numerical ruler bundles.

Надійшла до редакції/Received: 12.03.26

Рецензія/Peer review: 19.03.26

Опубліковано/Printed: 10.04.26