

УДК 004.932.2:655.3

МЕТОДИ АВТОМАТИЗОВАНОГО КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ ДРУКОВАНОЇ ПРОДУКЦІЇ ЗАСОБАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Р. Г. Зацерковний¹, Р. С. Зацерковна²

¹ Львівський торговельно-економічний університет,
вул. Туган-Барановського, 10, Львів, 79005, Україна

² Національний університет «Львівська політехніка»,
вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна
roksoliana.s.zatserkovna@lpnu.ua

Досліджено сучасні методи автоматизованого контролю якості друкованої продукції на основі технологій комп'ютерного зору. Проаналізовано класичні підходи обробки зображень (порогова сегментація, морфологічні операції, виділення контурів) та методи глибокого навчання (згорткові нейронні мережі, архітектури YOLO та U-Net) для виявлення та класифікації дефектів друку. Представлено порівняльну характеристику методів за критеріями точності, швидкодії та придатності до інтеграції у поліграфічне виробництво. Визначено перспективні напрями розвитку систем автоматичного контролю якості друку.

Ключові слова: комп'ютерний зір, контроль якості друку, дефекти друку, згорткові нейронні мережі, YOLO, U-Net, обробка зображень, поліграфічні технології.

Постановка проблеми. Забезпечення стабільної якості друкованої продукції є одним із ключових завдань сучасного поліграфічного виробництва. Традиційно контроль якості друку здійснювався візуально оператором, що є суб'єктивним, повільним та схильним до помилок, особливо при великих тиражах та високій швидкості друку [1]. Розвиток технологій комп'ютерного зору (Computer Vision) відкриває нові можливості для автоматизації цього процесу шляхом аналізу зображень друкованої продукції в реальному часі.

Серед типових дефектів друку, що підлягають автоматичному виявленню, можна виділити: непропечатку (відсутність фарби), смуги та полоси, зсув кольорів (порушення суміщення), плями фарби, нерівномірність розподілу фарби, а також механічні пошкодження (зморшки, розриви). Автоматизація виявлення цих дефектів дозволяє суттєво зменшити кількість бракованої продукції та підвищити ефективність виробництва [2].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Питання автоматизованого контролю якості у поліграфії досліджували А. Берко та В. Висоцька [3] у контексті опрацювання інформаційних ресурсів, Р. Зацерковна [4] у контексті якості пакувань, а також зарубіжні дослідники, зокрема Т. Villalba-Diez et al. [5] та М. Czimmermann et al. [6], які досліджували застосування глибокого навчання для промислової дефектоскопії. Проте комплексний огляд методів комп'ютерного зору саме для поліграфічного виробництва залишається недостатньо систематизованим.

Мета досліджень – дослідження можливостей застосування сучасних методів комп'ютерного зору для автоматизованого контролю якості друкованої продукції, визначення їх переваг, обмежень та перспектив застосування у поліграфії.

Виклад основного матеріалу дослідження. Методи комп'ютерного зору, що застосовуються для контролю якості друку, можна поділити на дві основні групи: класичні методи обробки зображень та методи на основі глибокого навчання.

Класичні методи обробки зображень. До цієї групи належать підходи, що базуються на аналізі пікселів, текстур та контурів зображення без використання нейронних мереж. Найпоширенішими є такі методи.

Порогова сегментація (thresholding) – один із найпростіших і найшвидших методів, що полягає у поділі зображення на об'єкти та фон на основі порогового значення яскравості. Для контролю якості друку цей метод ефективний при виявленні грубих дефектів, таких як відсутність фарби або чорні плями на білому тлі. Адаптивні варіанти порогової сегментації (метод Otsu, локальна адаптивна сегментація) дозволяють працювати з нерівномірним освітленням [7].

Морфологічні операції (ерозія, дилатація, відкриття, закриття) використовуються для фільтрації шуму, з'єднання розірваних контурів та виділення характерних структурних елементів дефектів. У поєднанні з пороговою сегментацією морфологічні операції дозволяють ефективно виділяти дрібні дефекти друку, такі як крапки, дірки у друкованому шарі тощо [7].

Виділення контурів (edge detection) на основі операторів Собеля, Канні та Лапласіана Гаусса дозволяє виявляти різкі зміни яскравості, що часто відповідають межах дефектів. Оператор Канні залишається стандартом де-факто для виявлення країв у промислових системах завдяки балансу між чутливістю та стійкістю до шуму [7].

Методи порівняння з еталоном (template matching) базуються на попиксельному або структурному порівнянні контрольованого зображення з еталоном (бездефектним) зразком. Для оцінки відмінностей використовуються метрики SSIM (Structural Similarity Index), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) та MSE (Mean Squared Error). Цей підхід є ефективним для стандартизованих тиражних видань, де етalon є стабільним [8].

Методи на основі глибокого навчання. Розвиток згорткових нейронних мереж (CNN) суттєво розширив можливості автоматичного виявлення дефектів, забезпечуючи вищу точність та здатність працювати з різноманітними типами дефектів без необхідності ручного налаштування ознак (feature engineering) [6].

Класифікаційні CNN (наприклад, ResNet, VGG, EfficientNet) використовуються для бінарної класифікації зображень (дефект / без дефекту) або для багатокласової класифікації типів дефектів. Перенесення навчання (transfer learning) на попередньо навчених на ImageNet моделях дозволяє досягати високої точності навіть при обмежених обсягах навчальних даних, що є типовою ситуацією у поліграфії [9].

Архітектури виявлення об'єктів (object detection), зокрема серія YOLO (You Only Look Once), Faster R-CNN та SSD, дозволяють не лише виявляти наявність дефекту, а й визначати його розташування та розміри на зображенні. YOLOv5 та YOLOv8 демонструють оптимальне співвідношення точності та швидкості для застосування у реальному часі на поліграфічних лініях [5, 10].

Архітектури сегментації (U-Net, DeepLab, Mask R-CNN) забезпечують попиксельне виділення областей дефектів, що дає найточнішу інформацію про їх форму та площу. U-Net, розроблений спочатку для біомедичної сегментації, широко адаптований для промислової дефектоскопії завдяки ефективній роботі з малими навчальними вибірками та чіткому виділенню меж об'єктів [11].

Генеративні змагальні мережі (GAN) та автоенкодери використовуються для навчання без учителя (unsupervised learning) або з обмеженою кількістю дефектних зразків. Модель навчається на бездефектних зображеннях, а дефекти виявляються як аномалії – відхилення від вивченого розподілу нормальних зображень. Цей підхід є особливо перспективним для поліграфії, де кількість дефектних зразків часто обмежена [6].

Як видно з табл. 1, класичні методи обробки зображень відзначаються високою швидкістю та простотою інтеграції, але поступаються методам глибокого навчання за точністю, особливо при виявленні складних або малоконтрастних дефектів. Методи на основі нейронних мереж забезпечують

суттєво вищу точність, проте потребують значних обсягів розмічених даних для навчання та обчислювальних ресурсів для інференсу.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика методів контролю якості друку

Метод	Точність	Швидкодія	Потреба в даних	Інтеграція
Порогова сегментація	Низька	Дуже висока	Не потрібно	Легко
Порівняння з еталоном	Середня	Висока	Еталон	Легко
CNN-класифікація	Висока	Середня	100–1000+	Середнє
YOLO (детекція)	Висока	Висока	500–5000+	Середнє
U-Net (сегментація)	Дуже висока	Середня	100–500+	Складно
GAN / автоенкодери	Висока	Низька	Тільки норма	Складно

Оптимальним підходом для промислового впровадження є гібридна система, що поєднує швидко попередню фільтрацію класичними методами (порогова сегментація або порівняння з еталоном) із детальним аналізом підозрілих фрагментів нейронною мережею. Такий підхід дозволяє досягти необхідної точності при збереженні швидкодії, достатньої для роботи на швидкісних друкарських лініях [5, 10].

Висновки. В результаті дослідження виявили, що технології комп'ютерного зору мають значний потенціал для автоматизації контролю якості друкованої продукції. Класичні методи обробки зображень залишаються доцільними для виявлення грубих дефектів та попередньої фільтрації, тоді як методи глибокого навчання забезпечують якісно вищий рівень виявлення та класифікації дефектів.

Серед перспективних напрямів розвитку слід виділити: застосування методів навчання без учителя для зменшення потреби у розмічених даних; використання легковагих архітектур нейронних мереж (MobileNet, ShuffleNet) для інференсу на вбудованих пристроях безпосередньо на друкарській лінії; а також інтеграцію систем комп'ютерного зору з системами керування виробництвом для автоматичного коригування параметрів друку у реальному часі.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на створення відкритих датасетів дефектів друкованої продукції, що сприятиме розвитку та об'єктивному порівнянню методів автоматичного контролю якості у поліграфії.

Список використаних джерел

1. Kipphan H. Handbook of Print Media: Technologies and Production Methods / H. Kipphan. – Berlin : Springer, 2001. – 1207 p.
2. Hyre M. Automated visual inspection of print quality: A review / M. Hyre // International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2020. – Vol. 107. – P. 3811–3831.
3. Берко А. Ю. Структура засобів опрацювання інформаційних ресурсів у системах електронної контент-комерції / Берко А. Ю., Висоцька В. А., Чирун Л. В. // Інформаційні системи та мережі : Вісник НУ «ЛП». – № 770. – 2013. – С. 12–21.
4. Зацерковна Р. С. Огляд тенденцій пакування для кави та їх вплив на поведінку споживачів / Р. С. Зацерковна, Р. Г. Зацерковний, В. О. Степанець // Квалілогія книги. – 2025.
5. Villalba-Diez J. Deep Learning for Industrial Computer Vision Quality Control in the Printing Industry 4.0 / J. Villalba-Diez et al. // Sensors. – 2019. – Vol. 19, No 18. – Art. 3987.
6. Czimmermann T. Visual-Based Defect Detection and Classification Approaches for Industrial Applications: A Survey / T. Czimmermann et al. // Sensors. – 2020. – Vol. 20, No 5. – Art. 1459.
7. Gonzalez R. C. Digital Image Processing / R. C. Gonzalez, R. E. Woods. – 4th ed. – New York : Pearson, 2018. – 1168 p.
8. Wang Z. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity / Z. Wang et al. // IEEE Transactions on Image Processing. – 2004. – Vol. 13, No 4. – P. 600–612.
9. He K. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun // Proceedings of the IEEE CVPR. – 2016. – P. 770–778.
10. Redmon J. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection / J. Redmon et al. // Proceedings of the IEEE CVPR. – 2016. – P. 779–788.
11. Ronneberger O. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // Proceedings of MICCAI. – 2015. – P. 234–241.

References

1. Kipphan H. (2001), Handbook of Print Media: Technologies and Production Methods, Springer, Berlin, 1207 p.
2. Hyre M. (2020), Automated visual inspection of print quality: A review, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 107, pp. 3811–3831.

3. Berko A. Iu., Vysotska V. A., Chyrun L. V. (2013), Struktura zasobiv opratsiuvannia informatsiinykh resursiv u systemakh elektronnoi kontent-komertsii, Informatsiini systemy ta merezhi: Visnyk NU "LP", No 770, pp. 12–21. (in Ukrainian)
4. Zatserkovna R. S., Zatserkovnyi R. H., Stepanets V. O. (2025), Ohliad tendentsii pakovan dlia kavy ta yikh vplyv na povedinku spozhyvachiv, Kvalilogia knyhy. (in Ukrainian)
5. Villalba-Diez J. et al. (2019), Deep Learning for Industrial Computer Vision Quality Control in the Printing Industry 4.0, Sensors, Vol. 19, No 18, Art. 3987.
6. Czimmermann T. et al. (2020), Visual-Based Defect Detection and Classification Approaches for Industrial Applications: A Survey, Sensors, Vol. 20, No 5, Art. 1459.
7. Gonzalez R. C., Woods R. E. (2018), Digital Image Processing, 4th ed., Pearson, New York, 1168 p.
8. Wang Z. et al. (2004), Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, No 4, pp. 600–612.
9. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. (2016), Deep Residual Learning for Image Recognition, Proceedings of the IEEE CVPR, pp. 770–778.
10. Redmon J. et al. (2016), You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, Proceedings of the IEEE CVPR, pp. 779–788.
11. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. (2015), U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Proceedings of MICCAI, pp. 234–241.

DOI 10.32403/2411-9210-2026-1-55-96-102

METHODS OF AUTOMATED PRINT QUALITY CONTROL USING COMPUTER VISION

R. H. Zatserkovnyi¹, R. S. Zatserkovna²

¹ Lviv University of Trade and Economics

² Lviv Polytechnic National University

roksoliana.s.zatserkovna@lpnu.ua

The article provides a comprehensive review of modern methods for automated print quality control based on computer vision technologies. . Traditional visual inspection by operators is subjective, slow, and error-prone, especially at high production speeds and large print runs. Computer vision opens new opportunities for automating quality control by analyzing images of printed products in real time.

The study examines two major groups of methods. The first comprises classical image processing approaches, including thresholding (Otsu method, local adaptive segmentation), morphological operations (erosion, dilation, opening, closing), edge detection algorithms (Sobel, Canny, Laplacian of Gaussian), and template matching based on structural similarity metrics such as SSIM, PSNR, and MSE. These methods

offer high processing speed and easy integration but demonstrate limited accuracy with complex or low-contrast defects.

The second group encompasses deep learning methods: convolutional neural networks (CNN) for defect classification using ResNet, VGG, and EfficientNet with transfer learning; object detection models (YOLO, Faster R-CNN, SSD) capable of localizing defects in real time; semantic segmentation architectures (U-Net, DeepLab, Mask R-CNN) providing pixel-level defect delineation; and anomaly detection based on generative adversarial networks (GAN) and autoencoders that learn from defect-free samples.

A comparative table evaluates all methods across five criteria: accuracy, processing speed, training data requirements, and ease of integration. The study identifies hybrid systems combining rapid classical preprocessing with neural network analysis as the most promising approach, balancing detection accuracy with real-time speed. Prospective research directions include unsupervised learning to reduce labeled data needs, lightweight architectures (MobileNet, ShuffleNet) for embedded inference on printing lines, integration with production management systems for automatic parameter adjustment, and creation of open print defect datasets for objective benchmarking.

Keywords: *computer vision, print quality control, print defects, convolutional neural networks, YOLO, U-Net, image processing, printing technologies.*

Стаття надійшла до редакції 24.04.2026

Received 24.04.2026