

УДК 655.3.022:004.932

## АНАЛІЗ ВПЛИВУ СПОСОБІВ ВВЕДЕННЯ ГРАФІЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ ПРО АРХІТЕКТУРУ ФАРБОДРУКАРСЬКИХ СИСТЕМ НА ТОЧНІСТЬ ЇХ РОЗПІЗНАВАННЯ

М. І. Верхола<sup>1</sup>, Р. Р. Качур<sup>2</sup>, М. І. Давидкін<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Національний університет «Львівська політехніка», вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна <https://orcid.org/0000-0001-6135-6439>  
e-mail: [mykhailo.i.verkhola@lpnu.ua](mailto:mykhailo.i.verkhola@lpnu.ua)

<sup>2</sup>Національний університет «Львівська політехніка», вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна e-mail: [rostyslav.r.kachur@lpnu.ua](mailto:rostyslav.r.kachur@lpnu.ua)

<sup>3</sup>Національний університет «Львівська політехніка», вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна e-mail: [marian.i.davydkin@lpnu.ua](mailto:marian.i.davydkin@lpnu.ua)

Досліджено вплив способів введення графічної інформації про архітектуру фарбодрукарської системи на точність її автоматичного розпізнавання. Розглянуто чотири способи введення графічної інформації: цифрове зображення, чорно-білий скан, скан у градаціях сірого та фотографія. Кожен зі способів характеризується специфічними спотвореннями: нерівномірним освітленням, втратою контрасту, шумом та геометричними викривленнями, що по-різному впливають на якість виявлення геометричних примітивів. Для оцінки впливу способів імпортування сформовано тестовий набір із восьми зображень, який охоплює дві фарбодрукарські системи різної конструктивної складності – Roland 200 OB Old та Heidelberg Speedmaster 102. Точність розпізнавання оцінено за метриками Precision, Recall, F1-міра та середнім значенням IoU, при пороговому значенні  $IoU \geq 0.5$ . Встановлено, що різні способи введення графічної інформації по-різному впливають на точність розпізнавання залежно від використовованого методу. Отримані результати дозволяють обґрунтувати вимоги до способу введення графічної інформації під час розпізнавання архітектур фарбодрукарських систем.

**Ключові слова:** офсетний друк, фарбодрукарська система, детекція кіл, растрове зображення, комп'ютерний зір, автоматизація, F-міра, IoU.

**Постановка проблеми.** Фарбодрукарські системи (ФДС) офсетних друкарських машин є складними багатоелементними конструкціями, що складаються з валиків та циліндрів різних діаметрів, об'єднаних у єдину архітектуру для забезпечення рівномірного розподілу та перенесення фарби на друкарську форму.

Геометричні параметри елементів ФДС, такі як: діаметри дукторного, розтиральних та формного циліндрів, передавальних, розкочувальних і накочувальних валиків, визначають умови контакту між елементами. Для дослідження процесів розподілу фарби у ФДС широко застосовується комп'ютерне моделювання, де

структурна схема системи відтворюється у вигляді блочної моделі з параметрами, що відповідають геометричним характеристикам реальних елементів [1, 2]. Побудова комп'ютерних моделей вимагає значних часових затрат. Автоматизувати процес визначення геометричних параметрів ФДС на основі схематичних зображень їх архітектур пропонується у праці [3]. Інформація про архітектуру ФДС може подаватися у різних формах: цифрове креслення, скани чи фотографія. Кожен з цих способів введення інформації вносить характерні спотворення: нерівномірне освітлення, втрату контрасту, шум, геометричні викривлення, тіні. Тому доцільно провести оцінку впливу цих способів введення графічної інформації на точність розпізнавання архітектур ФДС.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Проблема автоматичного розпізнавання розмірних параметрів із растрових зображень технічних креслень є предметом активних досліджень у галузі комп'ютерного зору. У праці [8] автори систематизували сучасні тенденції цифровізації складних інженерних креслень, зазначивши, що якість растрового зображення, роздільна здатність, контрастність, наявність шумів є критичним фактором точності розпізнавання. У праці [10] запропоновано фреймворк на основі глибокого навчання для локалізації та розпізнавання розмірних параметрів на інженерних кресленнях, із класифікацією вхідних зображень за якістю на три категорії: векторизовані, високоякісні растрові (цифрові) та низькоякісні растрові (відскановані).

Інтеграцію глибокого навчання для автоматичного розпізнавання 2D інженерних креслень, також розглянуто у роботі [7], де використано нейромережу YOLO для сегментації зображень, ідентифікації розмірних позначень та геометричних символів. Підтверджено, що роздільна здатність вхідного зображення є визначальним фактором точності: при 300 dpi дрібні написи розпізнаються з помітними помилками, тоді як 600 dpi забезпечує прийнятну точність для більшості типів позначень.

Сучасні дослідження у галузі розпізнавання технічних схем поступово зміщуються від суто геометричних методів у бік гібридних підходів, що поєднують виявлення примітивів із семантичним аналізом. У праці [5] для розпізнавання символів на кресленнях механічних виробів запропоновано підхід на основі генерації синтетичних даних та глибокого навчання, який забезпечує стабільну точність у разі стилістичних відмінностей у виконанні схем. У роботі [6] описано комплексну методику цифровізації технічних креслень із застосуванням YOLOv7 і Faster R-CNN для виявлення примітивів. Для стабільного розпізнавання технічних схем необхідне врахування контексту та структурної ролі елементів, тоді як суто геометричні алгоритми виявляються недостатніми.

**Мета статті.** Дослідження впливу способу введення графічної інформації про архітектуру фарбодрукарської системи на точність автоматичного розпізнавання її елементів.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Для дослідження сформовано набір із 8 зображень, що охоплюють два типи фарбодрукарських систем (рис. 1, рис. 2) та чотири способи введення графічної інформації.

Еталонна множина кіл (GT) формується на основі цифрових зображень фарбодрукарських систем. Кожне виявлене коло зіставляється з еталонним колом (GT) за критерієм перетину над об'єднанням (IoU) двох круглих областей.

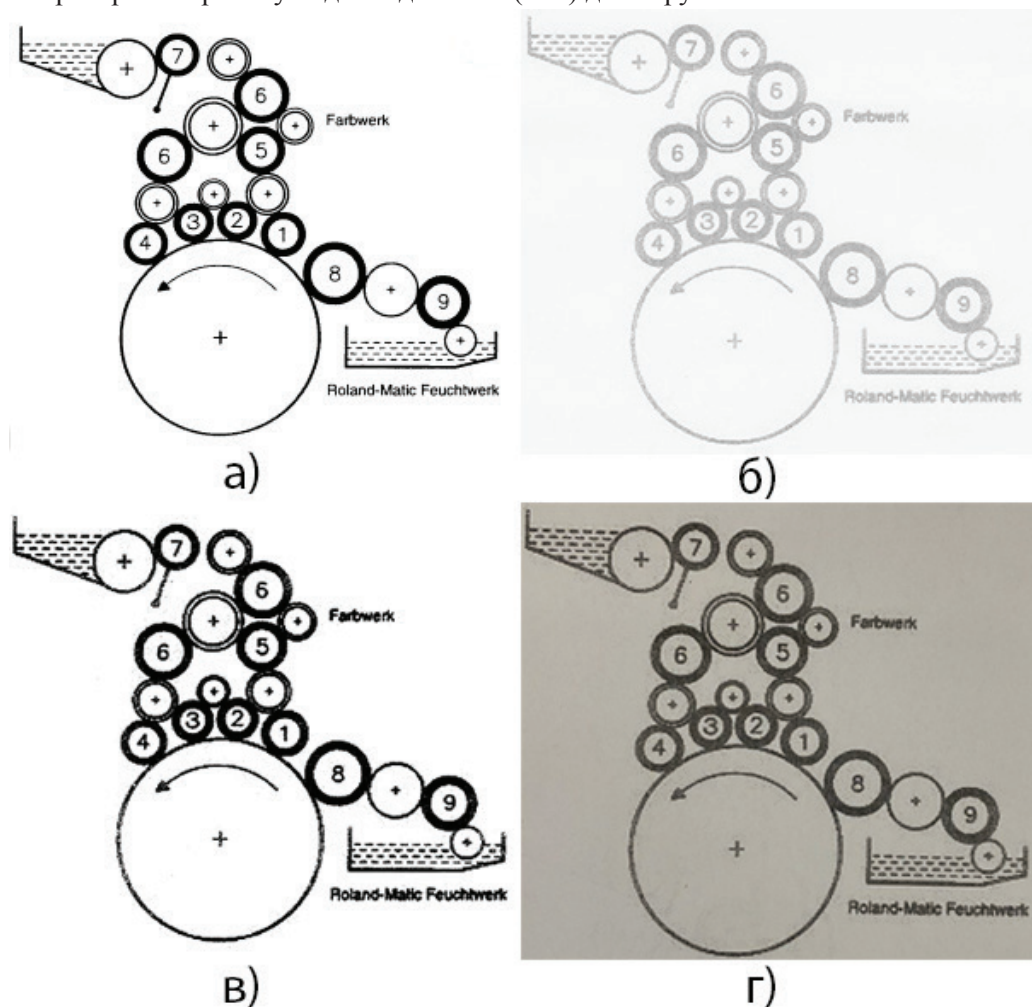


Рис. 1. Тестові зображення фарбодрукарської системи Roland 200 OB Old: а) еталонне цифрове (GT); б) скан у відтінках сірого (Gray); в) ч/б скан (Binary); г) фото (Photo)

На кожному кроці обирається пара із найбільшим значенням IoU. Пара заховується як істинно-позитивна (TP), якщо  $\text{IoU} \geq 0.5$ . Хибно-позитивні (FP) – детекції без пари в GT. Хибно-негативні (FN) – GT-кола без пари серед детекцій. На основі TP, FP, FN обчислюються точність  $\text{Precision} = TP / (TP + FP)$ , повнота  $\text{Recall} = TP / (TP + FN)$ ,  $F1 = 2 \cdot P \cdot R / (P + R)$  та середнє IoU для TP-пар (*mean IoU*).

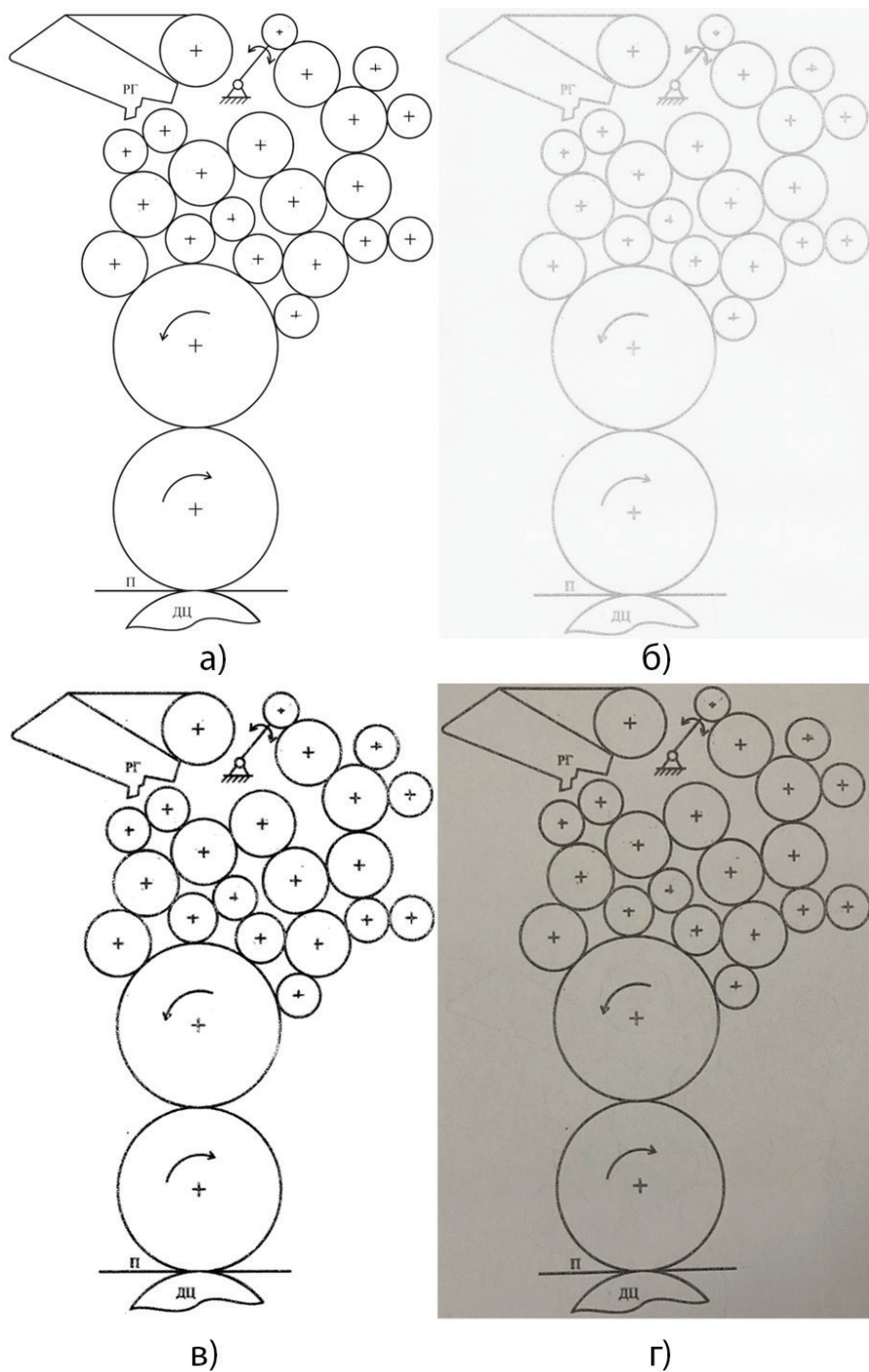


Рис. 2. Тестові зображення фарбодрукарської системи Heidelberg Speedmaster 102:  
а) еталонне (цифрове); б) скан у відтінках сірого; в) ч/б скан; г) фото

Для розпізнавання елементів ФДС використовується метод ISCR (Ink System Components Recognition), спрощена версія якого продемонстрована у праці [3]. У таблиці 1 наведено зведені результати розпізнавання (ISCR) на восьми тестових зображеннях.

Таблиця 1

Зведені результати розпізнавання

| Тип системи                | Введення | n/GT  | TP/FP/FN | P    | R    | F1   | IoU  |
|----------------------------|----------|-------|----------|------|------|------|------|
| Roland 200 OB Old          | GT       | 20/20 | 20/0/0   | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
|                            | Binary   | 20/20 | 20/0/0   | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 0.89 |
|                            | Gray     | 20/20 | 17/3/3   | 0.85 | 0.85 | 0.85 | 0.64 |
|                            | Photo    | 20/20 | 19/1/1   | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 0.82 |
| Heidelberg Speedmaster 102 | GT       | 23/23 | 23/0/0   | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
|                            | Binary   | 19/23 | 19/0/4   | 1.00 | 0.83 | 0.90 | 0.90 |
|                            | Gray     | 23/23 | 23/0/0   | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 0.88 |
|                            | Photo    | 23/23 | 23/0/0   | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 0.76 |

На рисунку 3 наведено метрики результатів розпізнавання (Precision, Recall, F1, mean IoU) для двох типів друкарських машин.

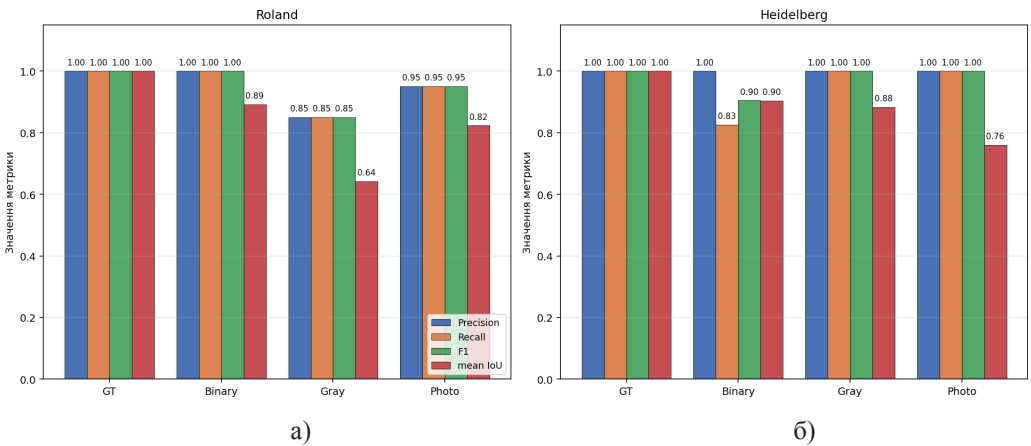


Рис. 3. Метрики за способами введення інформації для:  
а) Roland 200 OB Old; б) Heidelberg Speedmaster 102

При еталонному введенні (GT) досягається ідеальний результат для обох типів друкарських машин ( $P = R = F1 = IoU = 1.00$ ). На фото зображенні (Photo) зберігаються максимальні Precision, Recall і F1 (0.95–1.00). Невелике зниження mean IoU до 0.76–0.82 пов’язане з геометричними викривленнями фотографії. Елементи при цьому залишаються правильно знайденими, але їхні центри і радіуси зміщуються відносно еталонних. Для зображень Heidelberg Speedmaster 102, де кола більші за розміром, відносно зміщення менше, звідси  $F1 = 1.00$ .

На сканованому зображенні (Binary) зберігається  $Precision = 1.00$  для обох типів друкарських машин.  $Recall$  становить 1.00 для Roland 200 OB Old і 0.83 для Heidelberg Speedmaster 102. Останнє пояснюється тим, що при скануванні у бінарному режимі втрачається частина тонких контурів кіл, які попадають у порогові бінаризації нерівномірно.

Скан у градаціях сірого (Gray) для зображення Roland 200 OB Old показує дещо нижчу якість ( $F1 = 0.85$ ) через значне зниження контрасту. Тонкі лінії схеми майже зливаються з фоном, що ускладнює локалізацію границь кіл. На зображенні Heidelberg Speedmaster 102, навпаки,  $F1 = 1.00$ , оскільки на ньому кола мають чіткіші контури.

Усереднення по двох типах друкарських машин, подано на рисунку 4, що дозволяє оцінити узагальнюючу якість розпізнавання при різних способах введення.

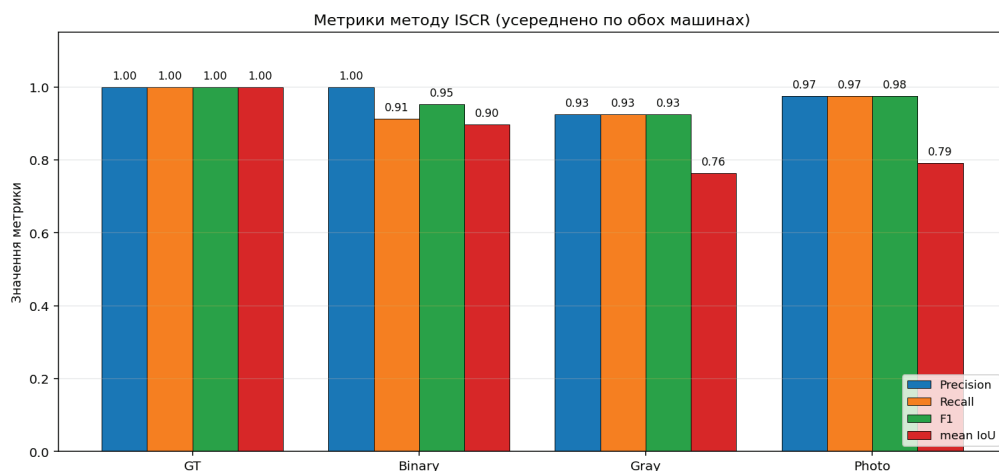


Рис. 4. Усереднені метрики для двох типів друкарських машин

Як видно значення F1-міри не опускається нижче 0.93 на жодній із модальностей, а різниця між найкращою (GT,  $F1 = 1.00$ ) і найгіршою (Gray,  $F1 = 0.93$ ) всього 7 %.  $Precision$  залишається на рівні 1.00 для GT, Binary і Photo, і 0.93 для Gray. Метрика mean IoU деградує сильніше (від 1.00 до 0.76), що є наслідком геометричних викривлень і нечіткості границь при деяких способах введення.

Додатково проводимо порівняння з двома класичними методами детекції кіл (рис. 5), що широко цитуються у літературі: CHT\_ALT (HOUGH\_GRADIENT\_ALT) – модифікація перетворення Гафа [4]; scikit-image Hough – класична реалізація CHT методу [9]. При еталонному введенні (GT) метод CHT\_ALT досягає  $F1 = 1.00$  на GT (рис. 5б), але провалюється на (рис. 5а) GT ( $F1 = 0.67$ ). Алгоритм виявив 37 кіл замість 20, з яких 17 хибних детекцій є концентричними колами. Метод scikit-image Hough показує  $F1 \leq 0.10$  навіть на цифрових зображеннях.

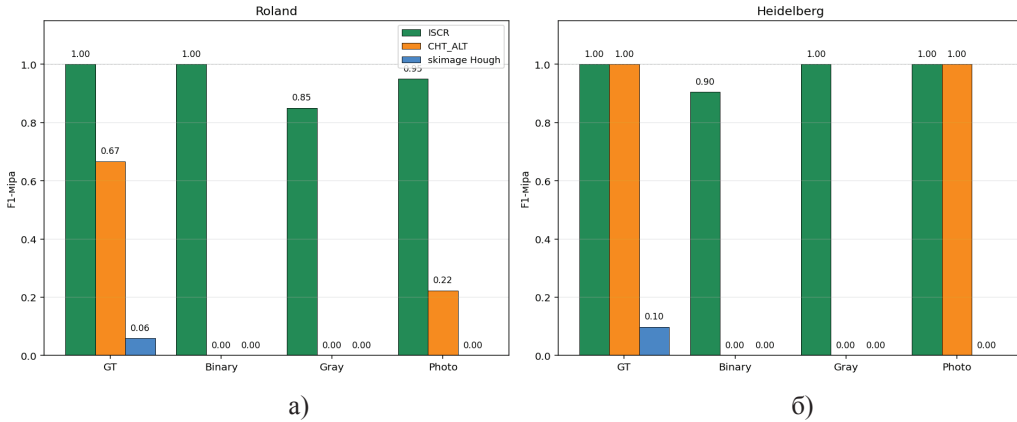


Рис. 5. F1-міра за чотирма способами введення інформації для:  
а) Roland 200 OB Old; б) Heidelberg Speedmaster 102

При переході до сканованих варіантів (Binary, Gray) обидва класичні методи повністю втрачають дієздатність ( $F1 = 0.00$  на всіх 4 комбінаціях). Причина в тому, що чорно-білий скан вносить характерні артефакти на круглих контурах, а в режимі градацій сірого контраст істотно знижується через зсув сірих півтонів. Обидва класичні методи покладаються на градієнти Собеля. Ступінчасті артефакти та занижений контраст роблять ці градієнти або занадто слабкими, або занадто шумними. На фотозображеннях метод CHT\_ALT частково відновлює дієздатність у порівнянні із сканованими зображеннями ( $F1 = 0.22$  для Roland 200 OB Old,  $F1 = 1.00$  для Heidelberg Speedmaster 102), що пояснюється тим, що фото зберігає неперервні півтони і має менший рівень тіней при достатньому освітленні. CHT\_ALT для зображень Heidelberg Speedmaster 102 працює добре, але плутається для Roland 200 OB Old та виявляє багато зайвих концентричних кіл. Метод scikit-image Hough для фотографії залишається непрацездатним.

Метод CHT\_ALT суттєво завищує кількість виявлених кіл на еталонному зображенні Roland 200 OB Old та на фотозображенні (рис. 6), що робить його непридатним для розпізнавання архітектур ФДС.

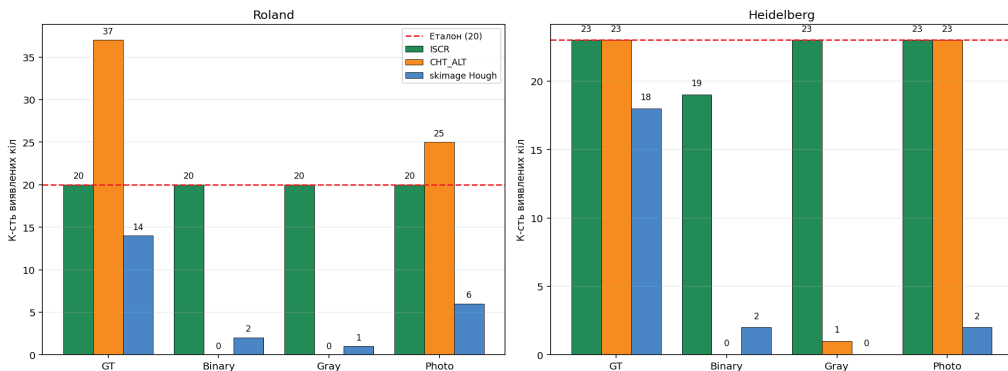


Рис. 6. Кількість виявлених кіл трьома методами розпізнавання

Метод `scikit-image Hough`, систематично пропускає кола, на еталонних зображеннях знаходить лише від 1 до 18 елементів при еталонних значеннях 20 та 23.

Аналіз результатів дозволяє виокремити основні причини, чому методи СНТ\_АЛТ та `scikit-image Hough` принципово не підходять для вирішення задачі автоматичного розпізнавання архітектур фарбодрукарських систем при варіативному введенні: відсутність ідентифікації концентричних пар кіл та фільтрації символів; відсутність адаптації до зміни модальності введення; необхідність ручного налаштування параметрів розпізнавання для кожного типу зображення.

**Висновки.** Проведено розпізнавання геометричних параметрів валиків та циліндрів фарбодрукарських систем класичними методами детекції СНТ\_АЛТ та `scikit-image Hough`. З'ясовано, що вище зазначені методи є непридатними для розпізнавання архітектур фарбодрукарських систем у режимі варіативного введення: на сканованих зображеннях F1-міра становить 0, а на еталонних від 0.06 до 1.00 залежно від типу зображення. Основною причиною таких результатів є те, що методи не враховують специфіку фарбодрукарських систем під час розпізнавання, а також вимагають ручного налаштування параметрів для кожного типу зображення.

Досліджено вплив способів введення графічної інформації на точність розпізнавання елементів архітектур фарбодрукарських систем за допомогою розробленого методу автоматичного розпізнавання ISCR. Для еталонного цифрового зображення досягається ідеальна точність розпізнавання ( $F1 = 1.00$ ,  $IoU = 1.00$ ), на фотозображенні  $F1 = 0.98$  при  $IoU = 0.79$ , на чорно-білому скані  $F1 = 0.95$  при  $IoU = 0.90$ , на скані у градаціях сірого  $F1 = 0.93$  при  $IoU = 0.76$ . Різниця між найкращим і найгіршим способом введення за F1-мірою не перевищує 7 %, що свідчить про незначний вплив способу введення графічної інформації на якість розпізнавання.

Встановлено, що найвищу якість розпізнавання забезпечує фотографія, а найнижча точність фіксується при скануванні у градаціях сірого, внаслідок зниження контрасту та зміщення білого балансу у бік сірих півтонів. Чорно-білий скан попри артефакти бінаризації забезпечує проміжний результат.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Верхола М. І., Гук І. Б., Калитка М. І. Моделювання та дослідження впливу розтиральних циліндрів на розподіл потоків фарби у фарбодрукарській системі розгалуженої структури. Поліграфія і видавнича справа. Українська академія друкарства, Львів: 2019/2(78), с. 16-26. URL: <https://doi.org/10.32403/0554-4866-2019-2-78-16-26>.
2. Верхола М. І., Калитка М. І., Бабич О. С., Калитка В. М. Побудова імітаційної моделі та дослідження розподілу потоків фарби у фарбодрукарській системі складної структури. Комп'ютерні технології друкарства. Українська академія друкарства, Львів: 2022/2(48), с. 8-24. URL: <https://doi.org/10.32403/2411-9210-2022-2-48-8-24>.
3. Качур Р. Р., Давидкін М. І. Розроблення інформаційної системи для розпізнавання елементів розкочувально-накочувальної групи фарбової підсистеми. Комп'ютерні технології друкарства. Українська академія друкарства, Львів: 2024/2(52), с. 38-49. URL: <https://doi.org/10.32403/2411-9210-2024-2-52-1-38-49>.

4. Atherton T. J., Kerbyson D. J. Size invariant circle detection. *Image and Vision Computing*. 1999. Vol. 17, No. 11. pp. 795–803. URL: [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(98\)00160-7](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(98)00160-7).
5. Bickel S., Goetz S., Wartzack S. Symbol Detection in Mechanical Engineering Sketches: Experimental Study on Principle Sketches with Synthetic Data Generation and Deep Learning. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, Issue 14. Article 6106. 30 p. URL: <https://doi.org/10.3390/app14146106>.
6. Jeshur Joshua M., Ragav V., Syed Ibrahim S.P. Advanced Knowledge Extraction of Physical Design Drawings, Translation and Conversion to CAD Formats using Deep Learning: preprint. *arXiv*. 2024. arXiv:2403.11291. 9 p. URL: <https://arxiv.org/abs/2403.11291>.
7. Lin Y.-H., Ting Y.-H., Huang Y.-C., Cheng K.-L., Jong W.-R. Integration of deep learning for automatic recognition of 2D engineering drawings. *Machines*. 2023. Vol. 11, No. 8. Art. 802. URL: <https://doi.org/10.3390/machines11080802>.
8. Moreno-Garcia C. F., Elyan E., Jayne C. New trends on digitization of complex engineering drawings. *Neural Computing and Applications*. 2019. Vol. 31. pp. 1695–1712. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3583-1>.
9. van der Walt S., Schönberger J. L., Nunez-Iglesias J., et al. scikit-image: image processing in Python. *PeerJ*. 2014. Vol. 2. e453. URL: <https://doi.org/10.7717/peerj.453>.
10. Xiao Zhao, Marko Weber, Jan Schöffmann and Daniela Oelke. Digitization of Raster Drawings with Deep Learning. *Industry 4.0 Science*, 2024, Vol. 40, No. 6, pp. 10-17.

## REFERENCES

1. Verkhola, M. I., Huk, I. B., & Kalytka, M. I. (2019). Modeliuvannia ta doslidzhennia vplyvu roztyralnykh tsylindriv na rozpodil potokiv farby u farbodrukarskii systemi rozghaluzhenoi struktury [Modeling and research of the influence of distributor rollers on ink flow distribution in the ink-printing system of branched structure]. *Polihrafiia i vydavnycha sprava*, 2(78), 16–26. <https://doi.org/10.32403/0554-4866-2019-2-78-16-26> [in Ukrainian].
2. Verkhola, M. I., Kalytka, M. I., Babych, O. Ye., & Kalytka, V. M. (2022). Pobudova imitatsiinoi modeli ta doslidzhennia rozpodilu potokiv farby u farbodrukarskii systemi skladnoi struktury [Construction of a simulation model and research of ink flow distribution in the ink-printing system of complex structure]. *Kompiuterni tekhnolohii drukarstva*, 2(48), 8–24. <https://doi.org/10.32403/2411-9210-2022-2-48-8-24> [in Ukrainian].
3. Kachur, R. R., & Davydkin, M. I. (2024). Rozroblennia informatsiinoi systemy dlia rozpiznavannia elementiv rozkochuvalno-nakochuvalnoi hrupy farbovoi pidsystemy [Development of an information system for recognition of elements of the distributing-applying group of the ink subsystem]. *Kompiuterni tekhnolohii drukarstva*, 2(52), 38–49. <https://doi.org/10.32403/2411-9210-2024-2-52-1-38-49> [in Ukrainian].
4. Atherton, T. J., & Kerbyson, D. J. (1999). Size invariant circle detection. *Image and Vision Computing*, 17(11), 795–803. [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(98\)00160-7](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(98)00160-7).
5. Bickel, S., Goetz, S., & Wartzack, S. (2024). Symbol detection in mechanical engineering sketches: Experimental study on principle sketches with synthetic data generation and deep learning. *Applied Sciences*, 14(14), Article 6106. <https://doi.org/10.3390/app14146106>.
6. Jeshur Joshua, M., Ragav, V., & Syed Ibrahim, S. P. (2024). Advanced knowledge extraction of physical design drawings, translation and conversion to CAD formats using deep learning (arXiv:2403.11291) [Preprint]. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2403.11291>.

7. Lin, Y.-H., Ting, Y.-H., Huang, Y.-C., Cheng, K.-L., & Jong, W.-R. (2023). Integration of deep learning for automatic recognition of 2D engineering drawings. *Machines*, 11(8), Article 802. <https://doi.org/10.3390/machines11080802>.
8. Moreno-Garcia, C. F., Elyan, E., & Jayne, C. (2019). New trends on digitization of complex engineering drawings. *Neural Computing and Applications*, 31, 1695–1712. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3583-1>.
9. van der Walt, S., Schönberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., Gouillart, E., Yu, T., & the scikit-image contributors. (2014). *scikit-image: Image processing in Python*. *PeerJ*, 2, e453. <https://doi.org/10.7717/peerj.453>
10. Zhao, X., Weber, M., Schöffmann, J., & Oelke, D. (2024). Digitization of raster drawings with deep learning. *Industry 4.0 Science*, 40(6), 10–17.

doi: 10.32403/1998-6912-2026-1-72-191-201

## ANALYSIS OF THE INFLUENCE OF METHODS FOR INPUTTING GRAPHICAL INFORMATION ABOUT THE ARCHITECTURE OF INK-PRINTING SYSTEMS ON THE ACCURACY OF THEIR RECOGNITION

M. I. Verkhola<sup>1</sup>, R. R. Kachur<sup>2</sup>, M. I. Davydkin<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Lviv Polytechnic National University, 12 S. Bandera Street, Lviv, 79013, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0001-6135-6439>, e-mail: mykhailo.i.verkhola@lpnu.ua

<sup>2</sup> Lviv Polytechnic National University, 12 S. Bandera Street, Lviv, 79013, Ukraine  
e-mail: rostyslav.r.kachur@lpnu.ua

<sup>3</sup> Lviv Polytechnic National University, 12 S. Bandera Street, Lviv, 79013, Ukraine  
e-mail: marian.i.davydkin@lpnu.ua

*The study investigated the effect of the method used to input graphical information about the architecture of an inkjet printing system on the accuracy of its automatic recognition. Four methods of inputting graphical information were examined: digital images, black-and-white scans, grayscale scans, and photographs. Each method is characterized by specific distortions: uneven lighting, loss of contrast, noise, and geometric distortions, which affect the quality of geometric primitive detection in different ways. For experimental verification, a test set of eight images was created, covering two offset printing systems of varying design complexity – the Roland 200 OB Old and the Heidelberg Speedmaster 102.*

*Recognition accuracy was evaluated using Precision, Recall, F1-score, and the average IoU value at an IoU threshold of  $\geq 0.5$ . For the reference digital image, perfect recognition accuracy is achieved ( $F1 = 1.00$ ,  $IoU = 1.00$ ), on the color image  $F1 = 0.98$  with  $IoU = 0.79$ , on the black-and-white scan  $F1 = 0.95$  with  $IoU = 0.90$ , and on the grayscale scan  $F1 = 0.93$  with  $IoU = 0.76$ . The difference between the best and worst input methods in terms of the F1 score does not exceed 7%, indicating that the method*

*of inputting graphic information has a negligible effect on recognition quality. Among non-ideal input methods, photographs provide the highest recognition quality, while the lowest accuracy is observed with grayscale scans, due to reduced contrast and a shift in white balance toward gray halftones. Black-and-white scans, despite binarization artifacts, yield an intermediate result. In addition, classical circle detection methods – CHT\_ALT and scikit-image Hough – were tested. These methods proved unsuitable for recognizing the architecture of inkjet systems in variable input mode. It was established that different methods of inputting graphic information affect recognition accuracy differently depending on the method used. The results obtained allow us to justify the requirements for the method of inputting graphic information during the recognition of inkjet system architectures.*

**Keywords:** *offset printing, inkjet system, circle detection, raster image, computer vision, automation, F-score, IoU.*



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)  
© М. І. Верхола, Р. Р. Качур, М. І. Давидкін

*Стаття надійшла до редакції 22.05.2026.*

*Submitted: 22.05.2026.*

*Прийнято до друку: 25.05.2026.*

*Accepted: 25.05.2026.*

*Опубліковано: 30.05.2026.*

*Published: 30.05.2026.*