

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-349-18>  
УДК 004.8

**БРАТАСЮК ДЕНИС**

Національний університет «Львівська політехніка»  
<https://orcid.org/0009-0001-5218-7626>  
e-mail: [denys.i.bratasiuk@lpnu.ua](mailto:denys.i.bratasiuk@lpnu.ua)

**ФЕДАСЮК ДМИТРО**

Національний університет «Львівська політехніка»  
<https://orcid.org/0000-0003-3552-7454>  
e-mail: [dmytro.v.fedasyuk@lpnu.ua](mailto:dmytro.v.fedasyuk@lpnu.ua)

## ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ QR-КОДІВ НА МОБІЛЬНИХ ПРИСТРОЯХ

*Розглянуто сучасні методи для виявлення QR-кодів з використанням глибоких нейронних мереж, проаналізовано їх переваги та недоліки. За результатами дослідження виявлено, що на відміну від інших методів розпізнавання матричних кодів, підходи на основі нейронних мереж суттєво покращують швидкість і точність як виявлення, так і декодування кодів із забезпеченням продуктивності в режимі реального часу на мобільних пристроях. Створено набір даних з анотованих зображень QR-кодів, який використано для тренування та тестування моделей. Запропоновано модифікацію моделі YOLO, адаптовану для специфічного завдання – розпізнавання QR-кодів через виявлення ключових точок. Замість традиційного виявлення обмежувальних прямокутників, модель фокусується на визначенні набору ключових точок, які формують QR-код, що дозволяє точніше локалізувати код та полегшує його декодування. Описано підходи на основі глибокого навчання, які прискорюють процес локалізації та декодування QR-кодів, забезпечуючи вищу точність розпізнавання. Розглянуто різні конфігурації нейронної мережі YOLOv8, сформовано модель розпізнавання QR-кодів, розроблено мобільний застосунок для тестування моделі, наведено графіки залежностей точності розпізнавання від епох навчання моделі YOLO, результати розпізнавання.*

*Ключові слова:* машинне навчання, комп'ютерний зір, нейронні мережі, QR-код.

**BRATASIUK DENYS, FEDASYUK DMYTRO**

Lviv Polytechnic National University

## USE OF DEEP LEARNING METHODS FOR QR CODE RECOGNITION ON MOBILE DEVICES

*This paper examines modern methods for detecting QR codes using deep neural networks, analyzing their advantages and limitations. The study reveals that, compared to other matrix code recognition techniques, neural network-based approaches significantly enhance the speed and accuracy of both detection and decoding, while maintaining real-time performance on mobile devices. A specialized dataset of annotated QR code images was created to train and test the models. The study proposes a modification to the YOLO model, adapted for the specific task of QR code recognition through the identification of key points. Rather than traditional bounding box detection, the model focuses on recognizing a set of key points that form the QR code structure, allowing for more precise localization and facilitating the decoding process.*

*The proposed approach accelerates the QR code localization and decoding process, ensuring a high recognition accuracy. Different configurations of the YOLOv8 neural network were examined, resulting in a QR code recognition model integrated into a mobile application. This solution demonstrated promising results, achieving efficient QR code recognition in real-world scenarios, even under challenging conditions such as poor lighting and image distortion. The model's practical implications extend to developing mobile applications capable of real-time QR code detection, particularly valuable for digital payment systems and contactless access solutions.*

*Through thorough experimentation, the adapted YOLOv8 model consistently outperformed traditional methods in terms of both speed and accuracy, making it a viable solution for mobile-based QR code recognition. Future work will explore further refinements to the YOLO architecture and expand the dataset to enhance robustness across diverse conditions and mobile device capabilities.*

*Keywords:* machine learning, computer vision, neural networks, QR code recognition.

### Постановка проблеми

З розвитком технологій матричні коди, зокрема QR-коди [1], стали широко застосовуватись у різних сферах – від комерційних і маркетингових рішень до забезпечення безпеки та швидкого доступу до інформації. Однак, ефективне розпізнавання QR-кодів на мобільних пристроях стикається з низкою викликів, серед яких швидкість і точність розпізнавання, потреба у високій продуктивності в режимі реального часу та адаптація до умов низької якості зображень або складного фону. Традиційні методи обробки зображень, хоча й ефективні в багатьох випадках, обмежені в умовах нестабільного освітлення, спотворень зображення або часткового затемнення QR-коду. Тому постає проблема розробки гнучких і продуктивних методів, здатних забезпечувати надійне розпізнавання QR-кодів на мобільних пристроях за допомогою сучасних методів глибокого навчання.

### Аналіз досліджень та публікацій

Виявлення та розпізнавання QR-кодів значно покращилися з розвитком алгоритмів глибокого навчання, зокрема серії YOLO та її адаптацій. Ці досягнення вирішили різноманітні проблеми, включаючи складність виявлення QR-кодів у природних умовах. Традиційно виявлення QR-кодів базувалося на класичних методах комп'ютерного зору, зокрема на алгоритмах, налаштованих вручну, а не на тих, що використовують машинне навчання. Цей метод зазвичай є надійним і швидким, з додатковою перевагою – його легше аналізувати у разі виникнення помилки. В останні роки глибоке

навчання досліджується як альтернатива або доповнення до цих традиційних підходів. Техніки на основі глибокого навчання мають потенціал досягати високих результатів навіть на дуже розмитих і спотворених зображеннях.

L. Blanger та N. Hirata використовують кілька варіацій популярної архітектури Single Shot Detector для задачі виявлення обмежувальних рамок QR-кодів [4]. Автори порівнюють різні архітектури нейронних мереж і аналізують їх ефективність у контексті точності та швидкості розпізнавання QR-кодів. У дослідженні продемонстровано переваги використання глибоких моделей у складних умовах, таких як шуми та часткове затемнення зображень, та визначено перспективні напрямки для подальших досліджень у цій галузі. Додавши виявлення шаблонів пошуку, Blanger спостерігав покращення продуктивності розпізнавання QR-кодів.

У роботі [5] пропонується нова без'якірна мережа з DsPAN для виявлення дрібних об'єктів. Основою дослідження є покращення обробки дрібних об'єктів через злиття ознак. Як база використовується безякірний YOLOv8, що зменшує вплив гіперпараметрів і покращує здатність виявляти багатомасштабні дефекти. DsPAN розроблено як легкий і чутливий до деталей шлях об'єднання ознак, що включає модуль трансформації LCBNAM. Запропонований метод легко інтегрується в структуру YOLO. Метод випробувано на трьох публічних наборах даних (NEU-DET, PCB-DET, GC10-DET), досягнуто mAP 80.4%, 95.8%, і 76.3%, що на 3.6%, 2.1%, і 3.9% вище, ніж у YOLOv8. Також метод показав другу за швидкістю інференцію серед тринадцяти моделей, що свідчить про перспективність його використання в умовах реального часу.

N. Hussain та C. Finelli досліджували модифіковану версію моделі YOLO, адаптовану для конкретної задачі виявлення QR-кодів [8]. Замість виявлення прямокутних обмежувальних рамок, вирівняних по осях, їхньою метою було визначити набір ключових точок, а саме пошукових шаблонів у межах QR-коду. Автори пропонують удосконалення архітектури YOLO для точнішого розпізнавання QR-кодів, особливо у випадках, коли частина коду пошкоджена або спотворена. Дослідження демонструє підвищену продуктивність KP-YOLO у порівнянні з традиційними методами, що дозволяє більш ефективно розпізнавати QR-коди в різноманітних умовах.

Підходи машинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі, набули широкого поширення в задачах виявлення матричних кодів в останні роки, пропонуючи значні переваги над традиційними алгоритмами. Більшість сучасних методів підходять до виявлення матричних кодів, як до проблеми виявлення об'єктів. Серед різних методів D-CNN, YOLO є одним із найбільш часто використовуваних підходів [6]. Ключова перевага моделей на основі YOLO полягає в їх здатності виявляти всі об'єкти на зображенні, застосовуючи мережу лише один раз. Завдяки значному покращенню оптимізації YOLOv4 та YOLOv5, ці моделі стали основним рішенням для застосувань на мобільних пристроях. У публікації [7] представлено модель, яка інтегрує YOLOv1 як детектор із CNN для прогнозування кута нахилу виявлених штрихкодів, підвищуючи точність декодування. Ця модель здатна виявляти як 1D, так і QR-коди, демонструючи багатообіцяючі результати на Muenster BarcodeDB, але вона має низьку обчислювальну ефективність і вимагає навчання двох окремих нейронних мереж. У [8] пропонується модифікований метод виявлення QR-кодів на основі моделі YOLO, де YOLO виступає як детектор шаблонів QR-кодів. Крім того, у дослідженні [9] представлена модель на основі ThinYOLOv4, розроблена для виявлення матричних кодів та їх класифікації на 1D і 2D категорії шляхом застосування простого класифікатора до кожної виявленої обмежувальної рамки. Цей метод є значно швидшим за запропонований у роботі [7] і демонструє стабільну продуктивність на приватному тестовому наборі даних авторів; однак він не був перевірений на загальнодоступних наборах даних.

Метод розпізнавання QR-кодів можна покращити, використовуючи YOLOv8, який забезпечує вищу точність і швидкість порівняно з попередніми версіями та іншими підходами. YOLOv8 використовує покращені архітектурні компоненти, такі як більш ефективні механізми обробки ознак і новітні техніки оптимізації навчання. Це дозволяє краще виявляти QR-коди навіть у складних умовах, зокрема при низькому освітленні чи низькій якості зображення.

Застосування YOLOv8 для розпізнавання QR-кодів має кілька переваг: вища швидкість обробки, точність виявлення та зниження обчислювальної вартості. Завдяки оптимізованій архітектурі YOLOv8 може обробляти зображення швидше, що є дуже важливо для застосування в умовах реального часу, особливо на мобільних пристроях. Оновлені механізми обробки ознак дозволяють досягати більшої точності у виявленні навіть частково прихованих або пошкоджених QR-кодів. YOLOv8 використовує більш ефективні шари і зменшує обчислювальну складність, що дозволяє використовувати модель на менш потужних пристроях без втрати якості. Можливість інтеграції різних типів задач, таких як виявлення та класифікація, в одній моделі спрощує розробку та налаштування системи для розпізнавання. Загалом, використання YOLOv8 для розпізнавання QR-кодів може забезпечити кращу продуктивність, точність і ефективність порівняно з методами, описаними у попередніх дослідженнях.

#### **Формулювання цілей статті**

Метою роботи є дослідження нейронної мережі YOLO для розпізнавання QR-кодів, тренування моделі та аналіз різних конфігурацій для покращення точності розпізнавання. Об'єкт дослідження – розпізнавання QR-кодів з використанням нейронних мереж. Предмет дослідження – методи і засоби глибоких нейронних мереж для розпізнавання та локалізації ключових точок QR-коду.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження: провести аналіз сучасних методів застосування глибоких нейронних мереж для розпізнавання матричних кодів, зібрати матеріали та створити набір даних для навчання моделі, адаптувати моделі YOLOv8 різних конфігурацій для розпізнавання QR-кодів, здійснити навчання та тестування моделі.

Результати дослідження можна використати для розроблення системи із застосуванням нейронних мереж для завдання виявлення QR-кодів на мобільних пристроях в режимі реального часу.

Матеріали та методи дослідження. Для навчання моделі було створено набір даних з 1300 анованих зображень QR-кодів. Частина зображень було створено генератором QR-кодів, а іншу частину зображень QR-кодів зібрано з відкритих джерел даних. Тестування та експериментальні результати було реалізовано на мобільному пристрої iPhone 12 pro з об'ємом оперативної пам'яті 6 ГБ та процесором A14 Bionic.

### Виклад основного матеріалу

Запропонований метод базується на підході YOLO. Вхідне зображення ділиться на сітку розміром  $S \times S$ , причому кожна клітинка відповідає за прогнозування обмежувальної рамки об'єкта, центр якого знаходиться в межах цієї клітинки. Кожна обмежувальна рамка передбачає коефіцієнт достовірності, координати  $(x, y)$  її центру, а також її ширину і висоту. Кожна клітинка сітки може передбачити клас об'єкта, зокрема тип матричного коду. Загальна втрата для компонента виявлення визначається наступним рівнянням [10]:

$$L = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^A (I_{ij}^{obj} \cdot (L_{obj} + L_{xy} + L_{wh}) + I_{ij}^{noobj} \cdot L_{noobj}), \quad (1)$$

де  $I_{ij}^{obj}$  і  $I_{ij}^{noobj}$  – це індикаторні функції, які позначають наявність об'єкта в клітинці  $(i, j)$ ,  $S$  – це розмір сітки, а  $A$  – кількість якорів. Якорі – це попередньо визначені обмежувальні рамки з різними співвідношеннями сторін та розмірів. На етапі генерації міток для кожного об'єкта зазвичай призначається найбільш відповідний якор, використовуючи оцінку «перетин над об'єднанням» (IOU). Однак, оскільки IOU не враховує безпосередньо співвідношення сторін об'єкта, що є важливим для різних типів матричних кодів, був використаний геометричний метод, запропонований у підході YOLO [11]. Цей метод обирає найбільш відповідний якор, максимізуючи мінімальне значення між нормалізованими співвідношеннями ширини та висоти об'єкта і відповідного якоря.

Саме функцією втрат розроблена модель і оригінальний YOLO відрізняються найбільше. Ця різниця полягає в тому, що замість того, щоб виявляти обмежувальні прямокутники, вказуючи їх центр, ширину та висоту, вказується кількість ключових точок з їх відносними координатами. Архітектура YOLOv8 (рис. 1), яка використовується для розпізнавання QR-кодів поділяється на кілька основних компонентів.

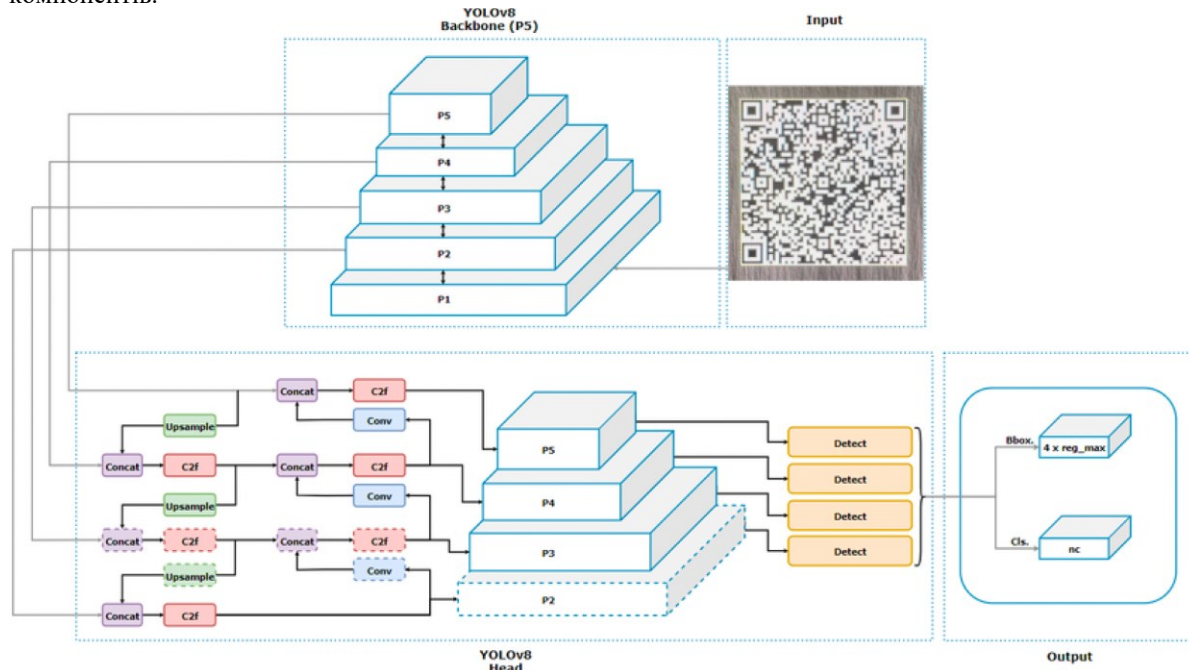


Рис. 1. Структурна схема архітектури YOLOv8 виявлення матричних кодів

Де Backbone відповідає за вилучення ключових ознак із вхідного зображення QR-коду. Структура backbone складається з кількох рівнів (P1, P2, P3, P4, P5), де кожен наступний рівень вище попереднього агрегує більш глибокі та абстрактні характеристики. YOLOv8 Head використовується для визначення розташування та класифікації об'єктів у вхідному зображенні. З блоків P2 до P5 проводяться

операції згортання, конкатенації та взірцювання (upsampling), щоб згенерувати необхідні дані для блоків детекції. Блоки "Detect" генерують вихідні дані, такі як коробки обмеження (bounding boxes) та класифікації об'єктів. У блоці вхідних та вихідних даних зображення QR-коду подається на вхід мережі, а на вихід модель видає координати обмежувальної коробки (bbox), регресійні метрики (4 x reg\_max) та класифікацію (cls, ps). Кожен компонент мережі взаємодіє для точного та ефективного розпізнавання QR-кодів, використовуючи глибоке навчання для виокремлення і класифікації цих кодів з вхідних зображень.

Використання YOLOv8 на кожному з етапів дозволяє швидко і точно виявляти різні типи кодів на зображеннях навіть в умовах низької якості або складного фону, забезпечуючи ефективне розпізнавання в режимі реального часу.

На зображенні (рис. 2), отриманому від моделі YOLO, відокремлено зони зі значеннями набору ключових міток. Якщо порівнювати із тестовим зображенням, то можна дійти висновку, що модель точно виділила ділянки, як і очікувалось, що дає змогу визнати її ефективною для використання.



Рис. 2. Тестове зображення з промаркованими областями розпізнавання ключових міток QR-коду

Запропонований метод анотації відрізняється від аналогів, тому порівняння результатів із ними неможливе. Підходи, що використовують прямокутні обмежувальні рамки, можуть виявляти об'єкти, але не можуть точно локалізувати їх. З іншого боку, піксельні методи можуть локалізувати пошукові шаблони, але не можуть визначити їх внутрішній порядок. Крім того, ці методи можуть пропустити деякі пошукові шаблони, що вимагає окремої обробки таких випадків. Як альтернативу, запропоновану модель спочатку порівняли з класичним підходом, який використовує поетапний алгоритм без залучення навчання. Це емпіричне порівняння висвітлює сильні та слабкі сторони моделі, зосереджуючи увагу на її потенційних практичних застосуваннях.

В процесі навчання мережі пройшли через сто епох та зведені графіки (Рис. 3) ключових метрик мереж відносно кількості епох, такі як точність та повнота. Епоха у тренуванні нейронних мереж визначається як повний прохід усього набору даних через навчальний алгоритм. Повнота – це метрика, що показує, який відсоток правильно розпізнаних позитивних випадків від загальної кількості була коректно ідентифікована моделлю. Точність вимірює частку правильно ідентифікованих об'єктів серед тих, які модель класифікувала як позитивні.

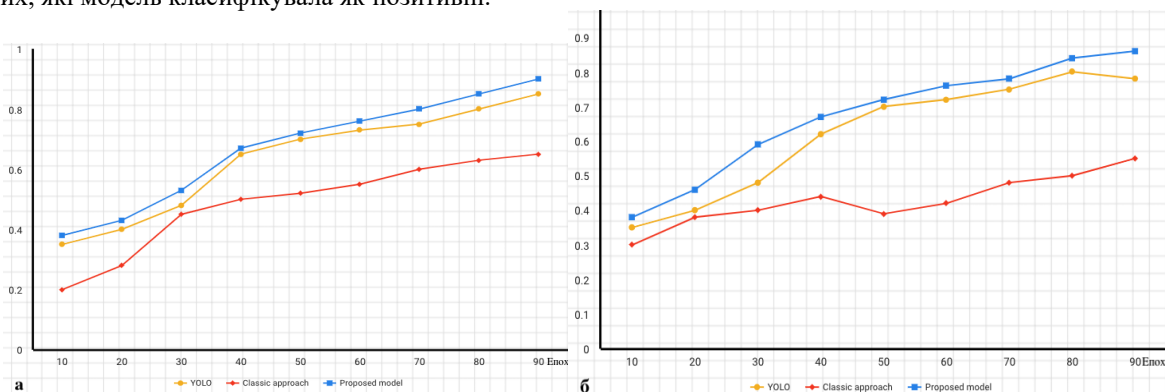


Рис. 3. Графік зміни повноти(а) та точності(б) за умови зростання кількості епох навчання

На графіках ілюструється порівняльний аналіз трьох методик розпізнавання QR-кодів з використанням метрик повноти та точності. Всі моделі демонструють позитивну динаміку збільшення як повноти, так і точності з часом, що підкреслює переваги використання глибоких нейронних мереж у завданнях розпізнавання QR-кодів порівняно з традиційними техніками.

Таблиця 1

**Результати, отримані на запропонованій моделі, YOLOv8 та класичному підході**

Model	Recall	Precision	MSE	Час розпізнавання, мс
Classic	0.64	0.86	13.15	5.9
YOLOv8	0.87	0.74	18.32	28
Експериментальна модель	0.93	0.89	30.43	36

Результати, показані в Таблиці 1, підтвердили, що експериментальна модель здатна виявляти QR-коди на зображеннях, де класичний підхід зазнав невдачі, але це супроводжувалося значно гіршою продуктивністю у прогнозуванні положень пошукових шаблонів і повільнішим часом виконання. Це можна пояснити тим, що нейронні мережі можуть бути нестабільними, залежно від вхідних даних. У таких випадках передбачений результат може значно відрізнятись від очікуваного. Середньоквадратична похибка (MSE) обчислюється шляхом розрахунку медіани квадратів помилок для кожного виявленого зразка. Виходячи з цього показника, втрати в продуктивності вважаються прийнятними для експериментальної моделі.

**Висновки**

Проаналізовано можливості використання глибинного навчання для розпізнавання QR-кодів. Сформовано та ановано набір даних, який використано для тренування моделей YOLOv8 різних конфігурацій для задачі розпізнавання QR-кодів, а також проведено тестування отриманих результатів. Дослідження підтвердило високу ефективність застосування нейронних мереж, зокрема моделі YOLOv8, для цієї задачі.

Модель демонструє значні переваги в точності та швидкості розпізнавання у порівнянні з традиційними методами. Отримані результати є вагомим внеском у створення ефективних систем виявлення та розпізнавання QR-кодів, які інтегровано у мобільний застосунок для роботи в реальному часі. Експериментально доведено, що архітектуру YOLO можна модифікувати для виявлення ключових точок, пов'язаних із певними класами об'єктів. Проведене порівняння з класичними підходами дозволило виокремити переваги та недоліки моделі в задачі виявлення QR-кодів.

**Література**

1. Automatic Identification and Data Capture Techniques - QR Code Bar Code Symbology Specification, ISO/IEC, Switzerland, 2015, Режим доступу: <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:62021>
2. Redmon, J., Farhadi, A.: YOLO9000: better, faster, stronger // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 7263–7271, 2017
3. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A.: You only look once: Unified, real-time object detection. // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 779–788, 2016
4. Blanger, L., Hirata, N.S.: An Evaluation of Deep Learning Techniques for Qr Code Detection // 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). pp. 1625–1629. IEEE, 2019, DOI:<https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8803075>
5. Zhang, Yan, et al. "DsP-YOLO: An anchor-free network with DsPAN for small object detection of multiscale defects." Expert Systems with Applications 241, 2024, DOI:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122669>
6. Wudhikarn, Ratapol, Phasit Charoenkwan, and Kanokwan Malang. Deep learning in barcode recognition: A systematic literature review. // IEEE Access 10, 2022, DOI:<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3143033>
7. Hansen D, Nasrollahi K, Rasmusen C, Moeslund T. Real-time barcode detection and classification using deep learning. In IJCCI, pp. 321–327, 2017, DOI:<https://doi.org/10.5220/0006508203210327>
8. N. Hussain and C. Finelli, KP-YOLO: A Modification of YOLO Algorithm for the Keypoint-Based Detection of QR Codes, of Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, Springer, vol. 12294, pp. 211–222, 2020, DOI:[https://doi.org/10.1007/978-3-030-58309-5\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58309-5_17)
9. Zhang L, Sui Y, Zhu F, Zhu M, He B, Deng Z. Fast barcode detection method based on thinYOLOv4. // Book: Sun F, Liu H, Fang B, eds. Cognitive systems and signal processing (ICCSIP 2020). Singapore: Springer; 2021, DOI:[https://doi.org/10.1007/978-981-16-2336-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2336-3_4)
10. Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. Yolov3: An incremental improvement. arXiv preprint 2018, DOI:<https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>
11. Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao H. M., YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pp. 7464-7475, 2023, DOI:<https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.00721>

---

**References**

1. Automatic Identification and Data Capture Techniques - QR Code Bar Code Symbology Specification, ISO/IEC, Switzerland, 2015, URL: <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:62021>
2. Redmon, J., Farhadi, A.: YOLO9000: better, faster, stronger // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 7263–7271, 2017
3. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A.: You only look once: Unified, real-time object detection // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 779–788, 2016
4. Blanger, L., Hirata, N.S.: An Evaluation of Deep Learning Techniques for Qr Code Detection. //: 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). pp. 1625–1629. IEEE, 2019, DOI:<https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8803075>
5. Zhang, Yan, et al. "DsP-YOLO: An anchor-free network with DsPAN for small object detection of multiscale defects." Expert Systems with Applications 241, 2024, DOI:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122669>
6. Wudhikarn, Ratapol, Phasit Charoenkwan, and Kanokwan Malang. Deep learning in barcode recognition: A systematic literature review. // IEEE Access 10, 2022, DOI:<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3143033>
7. Hansen D, Nasrollahi K, Rasmusen C, Moeslund T. Real-time barcode detection and classification using deep learning. In IJCCI, pp. 321–327, 2017, DOI:<https://doi.org/10.5220/0006508203210327>
8. N. Hussain and C. Finelli, "KP-YOLO: A Modification of YOLO Algorithm for the Keypoint-Based Detection of QR Codes", of Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, Springer, vol. 12294, pp. 211–222, 2020, DOI:[https://doi.org/10.1007/978-3-030-58309-5\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58309-5_17)
9. Zhang L, Sui Y, Zhu F, Zhu M, He B, Deng Z. Fast barcode detection method based on thinYOLOv4. // Book: Sun F, Liu H, Fang B, eds. Cognitive systems and signal processing (ICCSIP 2020). Singapore: Springer; 2021, DOI:[https://doi.org/10.1007/978-981-16-2336-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2336-3_4)
10. Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. Yolov3: An incremental improvement. arXiv preprint 2018, DOI:<https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>
11. Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao H. M., YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pp. 7464-7475, 2023, DOI:<https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.00721>