

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.932

АЛГОРИТМ ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ МНОЖЕСТВА КОДОВ DATAMATRIX НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Е. Р. Муратов, к.т.н., доцент кафедры ЭВМ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-1664-3954, e-mail: myratov_er@mail.ru

А. И. Ефимов, к.т.н., доцент кафедры ЭВМ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-4014-8718, e-mail: lexie62rus@mail.ru

А. С. Епифанов, аспирант РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0009-0002-4689-7506, e-mail: alexlaw00@mail.ru

Предложен алгоритм локализации множества двухмерных штрихкодов типа DataMatrix либо QR, одновременно находящихся на изображении, обладающий низкой вычислительной сложностью. Отличительной особенностью алгоритма является высокая точность локализации за счёт использования встроенного классификатора, в основе которого лежат данные о потенциальных областях интереса. Для каждой области интереса классификатором учтены её размеры, пропорции и плотность заполнения чёрными пикселями всей площади двухмерного штрихкода. Алгоритм спроектирован с учетом необходимости оптимизации вычислений для реализации в промышленных считывателях штриховых кодов, имеющих вычислительное устройство с низкой производительностью. Для предложенного алгоритма был проведён сравнительный анализ с существующими алгоритмами локализации двухмерных штрихкодов на основе двухмерного гауссиана, древовидного классификатора и классификатора с признаками Хаара с выделением метрики качества, выраженной в процентной доле распознанных кодов.

Ключевые слова: бинаризация, локализация, штриховые коды, DataMatrix, QR-коды, классификатор, классификатор с признаками Хаара, классификатор с граничными признаками, древовидный классификатор.

DOI: 10.21667/1995-4565-2024-89-94-103

Введение

Задача создания промышленного сканера штриховых кодов сводится к построению устройства, осуществляющего регистрацию изображения, локализацию и чтение множества кодов, попавших в кадр, с целью решения набора задач по отслеживанию, верификации и контролю промаркированной продукции.

Фиксация множества кодов на одном изображении приводит к тому, что изображение каждого кода по отдельности зачастую имеет низкое разрешение и произвольную пространственную ориентацию. Структурные элементы кодов с низким разрешением гораздо сложнее анализировать, что в конечном счете не позволяет их прочесть, даже применяя коррекцию за счет избыточности информации, записанной в коде.

В отличие от алгоритмов функционирования ручных сканеров, применяемых при продаже маркированной продукции, которые фиксируют изображение только одного кода в необходимом разрешении, в основе промышленных сканеров применяются алгоритмы, имеющие существенно более сложную структуру и предъявляющие жесткие требования к скорости вычислений.

Правильность чтения кода во многом зависит от алгоритма его локализации на изображении как одного из исходных этапов обработки получаемого изображения. При этом локализация множества кодов на изображении является существенно более сложной задачей, чем локализация единственного кода. Однако на реальных производственных линиях зачастую в одном кадре находится не один, а несколько десятков кодов. Иллюстрация подобной ситуации представлена на рисунке 1. Предлагаемый алгоритм работы сканера штриховых кодов реализуется на FPGA как синтезируемая схема с использованием PL логики, что позволяет обеспечить необходимое быстродействие наиболее вычислительно емких частей процесса считывания штриховых кодов.

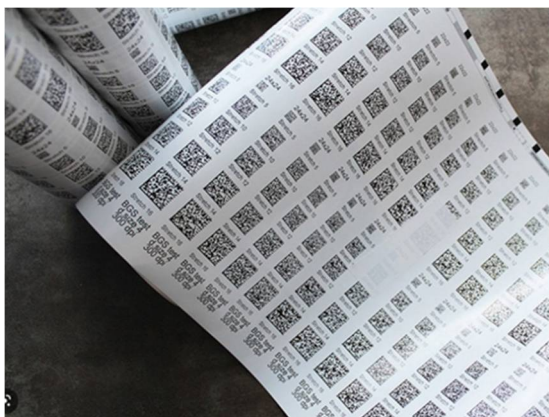


Рисунок 1 – Несколько кодов типа DataMatrix на изображении
Figure 1 – Several DataMatrix type codes in an image

Теоретическая часть

Коды типа DataMatrix при низком разрешении имеют высокочастотный характер изменения яркостей структурных элементов в силу их близкого расположения [1–4]. В основе предлагаемого метода локализации лежит идея поиска областей изображения с высокочастотной составляющей яркости.

Алгоритм локализации можно разделить на три шага.

1. Подготовка изображения (вычисление высокочастотной составляющей изображения и его бинаризация).
2. Формирование фигур-кандидатов. Данный этап необходим для определения положения потенциальных кандидатов локализации (кодов) на изображении.
3. Классификация фигур-кандидатов. На данном этапе происходит определение того, является фигура кандидатом или нет. Классификатор строится на основе параметров фигуры, таких как длина, ширина окна, описывающего фигуру, отношение сумм единичных и нулевых элементов в бинарном представлении и т.д.

Высокочастотная составляющая выделяется путем свертки изображения оператором Собеля. Вычисляется приближённое (упрощенное) значение величины градиента оператором Собеля. Отличие от оригинального Собеля [2] заключается в том, что модуль градиента вычисляется как $G = |G_x| + |G_y|$ вместо $G = \sqrt{(G_x^2 + G_y^2)}$, где G_x, G_y – частные производные для каждого пикселя [5]. Разница в результате по сравнению с оригинальным алгоритмом несущественная, то есть применение упрощенного способа расчета не влияет негативным образом на последующие шаги. Однако с точки зрения аппаратной реализации позволяет существенно сэкономить ресурсы программируемой логики, объем которых ограничен.

Реальные изображения кодов могут быть подвержены яркостным искажениям, таким как блики, неравномерно меняющаяся яркость по площади кода, что не позволяет корректно бинаризовать изображение кода, не прибегая к дополнительной коррекции яркостной составляющей [6].

Попытка повернуть или каким-либо другим образом геометрически преобразовать изображение кода с низким разрешением приводит к дальнейшей потере его информативности, что в конечном итоге не позволяет провести операции чтения и декодирования. В предлагаемом подходе коррекция яркости для бинаризации не используется. Бинаризация выполняется только с целью локализовать четырехугольный фрагмент изображения кода.

Для компенсации яркостных искажений, влияющих на результат фильтрации высокочастотной составляющей, предлагается использовать опорную информацию. В качестве опоры будем использовать значение минимума в скользящем окне 15×15 над исходным изображением $M(j, i) = \min(I(y, x))$, где y принимает значения из диапазона $[j-7, j+7]$, x – из диапазона $[i-7, i+7]$. Эти значения определяют порог (*trash*) бинаризации градиента G следующим образом:

$$trash(j, i) = \begin{cases} trash_{hi}, & M(j, i) < 128 \\ trash_{low}, & M(j, i) \geq 128 \end{cases} \quad (1)$$

Значения для порогов были эмпирически установлены следующими значениями: $trash_{hi} = 120$, $trash_{low} = 20$.

Значение бинарного градиента:

$$B(j, i) = \begin{cases} 0, & G(i, j) \geq trash \ \& \ I(j, i) \leq 220 \\ 1, & not(G(j, i) \geq trash \ \& \ I(j, i) \leq 220 \end{cases} \quad (2)$$

Элемент условия $I(j, i) \leq 220$ гарантирует, что данный пиксель изображения будет считаться фоном (для не инверсных кодов) вне зависимости от значения градиента. Условие позволяет разделить близко расположенные (слипшиеся) фигуры, если полоса безопасности (полоса фона вокруг символа кода) очень узкая.

Результат всего этапа подготовки, включающего оператор Собеля и бинаризацию, представлен на рисунке 2.

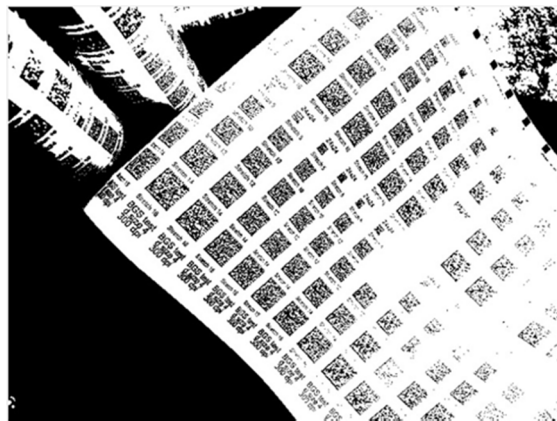


Рисунок 2 – Подготовленное бинаризованное изображение
Figure 2 – Prepared binarized image

Следующий шаг алгоритма локализации – формирование потенциальных фигур-кандидатов штриховых кодов.

Предлагается следующий однопроходный алгоритм, перебирающий значение $B(j, i)$ двумя вложенными циклами перебора значений j и i (количество строк и столбцов изображения соответственно).

1. Все значения массива M (маска использованных элементов) инициализировать значением 0. Установить значения указателей на текущий элемент списка координат $p_cur = 0$ и на последний элемент $p_last = 0$. Массив номеров фигур NB инициализировать значением 0, установить $Id = 0$.

2. Если $B(j, i) == 1 \mid M(j, i) == 1$, выбрать следующий $B(j, i)$ и повторить шаг 1.

3. Установить $M(j,i) = 0$, внести координаты j,i в список координат в элемент, на который указывает p_last , $p_last = p_last + 1$. $NB(j,i) = id$.

4. Проверить соседей для элемента B с координатами из списка координат, на которых указывает p_cur . После выбора значений из списка координат инкрементировать p_cur .

5. Для каждого соседа, удовлетворяющего условию $B(y,x) == 1 \mid M(y,x) == 1$, где y,x – координаты соседей для j,i , внести y,x в список по указателю p_last , инкрементировать p_last , установить $M(y,x) = 0$, $NB(y,x) = id$. Повторять шаг 4, пока есть соседи.

6. Если $p_last == p_cur$, $id = id + 1$, затем перейти к шагу 1, иначе перейти к шагу 3.

Схема алгоритма формирования фигур-кандидатов представлена на рисунке 3.

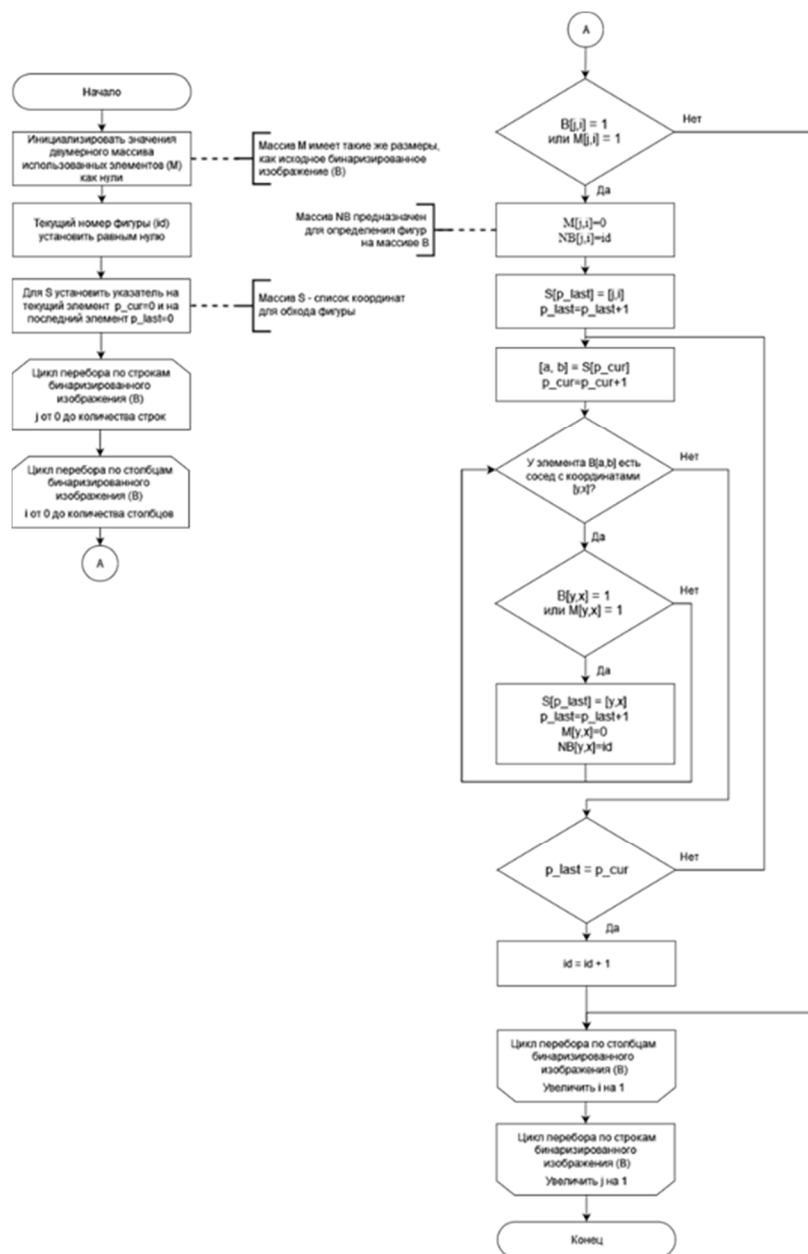


Рисунок 3 – Схема алгоритма формирования фигур-кандидатов

Figure 3 – The scheme of algorithm to generate candidate figures

Таким образом, получим набор фигур, где фигура – множество значений $B(j,i) == 1$, для которых в массиве NB по соответствующим координатам находятся одинаковые значения. Для исходного изображения набор потенциальных фигур-кандидатов показан на рисунке 4.

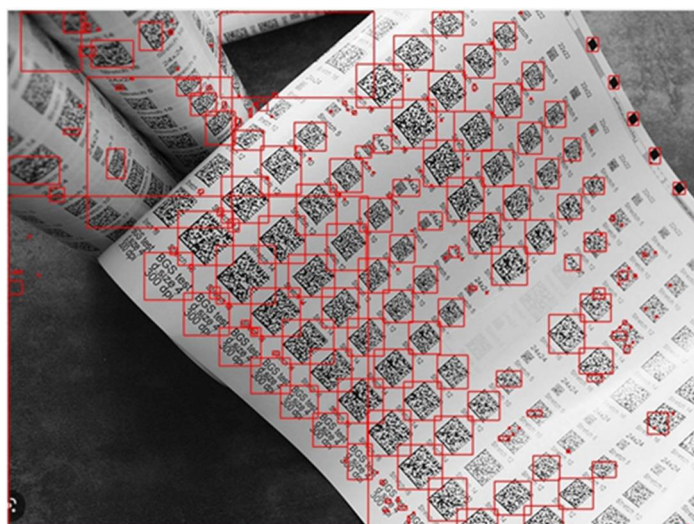


Рисунок 4 – Сформированные фигуры-кандидаты
Figure 4 – Generated candidate figures

Полученные на предыдущем шаге кандидаты содержат в том числе фигуры, которые не могут быть штриховыми кодами. К числу таких относятся, например, слишком вытянутые прямоугольники или такие, в которых доля белых или чёрных пикселей близка к 100 %.

Чтобы не тратить процессорное время на попытку прочтения и декодирования заведомо неподходящих кандидатов, предусмотрена их отбраковка на основании ряда ключевых параметров, в качестве которых отобраны следующие:

- Height – высота фигуры в пикселях;
- Width – ширина фигуры в пикселях;
- Black_Count – количество черных пикселей в фигуре;
- Square – площадь фигуры (произведение Width и Height);
- Aspect – соотношение ширины фигуры и высоты фигуры;
- Aspect_Square – отношение количества черных пикселей к площади фигуры.

Данные параметры были выбраны, благодаря их семантической ценности. Параметры Height, Width и Black_Count являются определяющими, чтобы отсеивать фигуры с некорректной геометрией (маленькой шириной, высотой или некорректным заполнением чёрными пикселями). А параметры Square, Aspect и Aspect_Square являются относительными и помогут провести классификацию и отбраковку фигур.

С использованием данных параметров построен классификатор, в основе которого лежит критерий энтропии [7–10]:

$$H(R) = - \sum_{k=1}^K p_k \log p(k). \quad (3)$$

Построенный классификатор можно визуализировать с помощью дерева решений (рисунок 5).

Соответствие всем перечисленным условиям позволит определить, является потенциальная фигура-кандидат искомым штриховым кодом или нет. В результате будут получены номера фигур, которые с большей вероятностью соответствуют изображениям кодов типа DataMatrix. Алгоритм также уверенно локализует QR-коды, так как их геометрия и набор рассмотренных ранее свойств схожи с кодами типа DataMatrix.

Результат работы классификатора, содержащий только наиболее подходящие фигуры-кандидаты, представлен на рисунке 6.



Рисунок 5 – Классификатор фигур-кандидатов

Figure 5 – Candidate figures classifier



Рисунок 6 – Результат работы классификатора

Figure 6 – Classifier result

Экспериментальные исследования

В статье [11] предлагается схожий алгоритм локализации одномерных штрихкодов на основе поиска перепадов значений яркости и выделения областей интереса по их границам. В качестве отбраковывающего фактора используется только площадь такой области, независимо от его содержимого или соотношения ширины к высоте [11].

Для низкочастотной фильтрации в статье предлагалась фильтрация двумерным гауссианом, которая более затрата с вычислительной точки зрения, чем предлагаемый подход.

Результат работы предложенного в статье [11] алгоритма локализации представлен на рисунке 7.

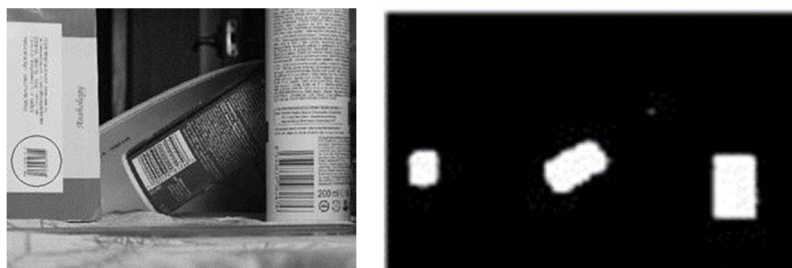


Рисунок 7 – Результат локализации из работы «Алгоритмы распознавания штриховых кодов»
Figure 7 – Localization result of «Barcode recognition algorithms»

Таким образом, существенными отличиями предложенного подхода от метода, описанного выше, являются более низкие вычислительные затраты, оптимизация под аппаратную реализацию, более точная отбраковка кандидатов на основе классификатора и возможность обработки не только одномерных штриховых кодов, но и двухмерных кодов типа DataMatrix и QR-код.

В работе [12] от 2020 года рассматривалось обучение и использование трёх детекторов QR-кода: классический каскадный классификатор со стандартными признаками Хаара, классический каскадный классификатор с граничными признаками и древовидный классификатор с граничными признаками. Для обучения использовался аугментированный набор данных, содержащий 2088 положительных и негативных образцов [12].

Отличительной особенностью рассмотренных классификаторов было то, что обучающая выборка состояла только из изображений, содержащих один QR-код, занимающий не менее 10 % от площади всего изображения [12–15].

Результаты локализации предложенных детекторов на одном и том же изображении представлены на рисунке 8.



Рисунок 8 – Результаты локализации детекторов:
а – классификатор с признаками Хаара; б – классификатор с граничными признаками;
в – древовидный классификатор

Figure 8 – Localization results of detectors: а – classifier with Haar features;
б – classifier with boundary features; c – tree classifier

Для оценки качества построенных детекторов QR-кодов использовался модуль декодирования штрихкодов из библиотеки компьютерного зрения OpenCV. Сравнение производилось на подготовленном тестовом наборе из 176 изображений [12] по критерию точности, выражающему, насколько качественно детектор смог определить область с кодом, чтобы выделенный код было возможно прочесть средствами библиотеки OpenCV [12–15]. Результаты сравнения представлены в таблице.

Таким образом, ключевыми отличиями предложенного подхода от набора детекторов, описанных выше, являются возможность реализации на специализированном вычислителе,

более точное определение положения кодов на основе дерева решений и возможность обработки не только QR-кодов, но и двухмерных кодов типа DataMatrix.

Результаты сравнения детекторов

The results of detectors comparison

Детектор	Доля распознанных кодов, %
Встроенными средствами OpenCV	59,1
Классификатор с признаками Хаара	59,66
Классификатор с граничными признаками	69,9
Древовидный классификатор	77,27
Предложенный подход	86,4

Заключение

Разработка алгоритма локализации штриховых кодов для промышленного сканера является сложной задачей в силу высоких требований, предъявляемых к скорости, качеству и вычислительной сложности самого алгоритма. Предложенный подход не уступает по качеству существующим и оптимизирован для аппаратной реализации на специализированном вычислителе, что позволяет локализовать множество двухмерных кодов на изображении.

Библиографический список

1. Джозеф Э., Павлидис Т. Распознавание сигналов штрихкода с использованием пиковых положений // IEEE Trans. Анализ шаблонов и машинный интеллект, 1994. Вып. 16. С. 630-640.
2. Уавиани Э., Паван А., Боттацци М., Брунелли Э., Казелли Ф., Герреро М. Обычная обработка изображений основа для считывания 2D-штрихкодов // Материалы Седьмой международной конференции по обработке изображений (публикация конференции № 465), 1999. Том 2. С. 652-655.
3. Павлидис Т., Шварц Дж., Ван Ю.П. Основы теории информации о штрихкодах, 1990. Том 23. С. 74-86.
4. Чай Д., Хок Ф. Поиск и декодирование штрихкодов EAN-13 на изображениях, снятых цифровыми камерами, 200.
5. Дегтярев С.В., Садыков С.С., Тевс С.С. Шибакина Т.А. Методы цифровой обработки изображений // КурскГТУ. Курск, 2001. 167 с.
6. Исрафилов Х. С. Исследование методов бинаризации изображений // Вестник науки и образования. 2017. № 6 (30).
7. Паклин Н.Б., Орешков В.И. Глава 9 // Бизнес-аналитика: от данных к знаниям: учеб. пособие. 2-е изд. СПб.: Питер, 2013. С. 428-472.
8. Кафтаников И.Л., Парасич А.В. Особенности применения деревьев решений в задачах классификации // Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2015. № 3.
9. Македонский А.М., Аксёнов К.А. Построение деревьев принятия решений с использованием генетических алгоритмов. Екатеринбург: УрФУ, 2015.
10. Берри Л. Методы интеллектуального анализа данных для управления маркетингом, продажами и взаимоотношениями с клиентами. Изд. 2-е // Уайли Паблишинг. Индиана:Индианаполис, 2004. 672 с.
11. Краснобаев А.А. Алгоритмы распознавания штриховых кодов. // Препринты ИПМ им. М. В. Келдыша, 2004. 29 с.
12. Локализация QR-кода – важная задача, незаслуженно обделенная вниманием [Электронный ресурс], 2020. URL: <https://habr.com/ru/companies/smartengines/articles/496528/> (дата обращения: 18.04.2024).
13. Котов А.А., Усилин С.А., Гладилин С.А., Николаев Д.П. Построение робастных функций обнаружения и классификации объектов без характерных яркостных контрастов // Журнал информационных технологий и вычислительных систем. Вып. 1. 2014. С. 53-60.
14. Минкина А., Николаев Д., Усилин С., Козырев В. Обобщение метода Виолы-Джонса как дерево решений сильных классификаторов для распознавания объектов в реальном времени в видеопотоке // Материалы Седьмой Международной конференции по машинному зрению. Международное общество оптики и фотоники, 2015.

15. Маталов Д.П., Усилин С.А., Арлазаров В.В. Модификация подхода Виолы-Джонса для обнаружения штампа государственной печати Российской Федерации // Материалы одиннадцатой международной конференции по машинному зрению. Международное общество оптики и фотоники, 2019.

UDC 004.932

ALGORITHM FOR SIMULTANEOUS LOCALIZATION OF MULTIPLE DATAMATRIX CODES ON IMAGE

Y. R. Muratov, Ph.D. (Tech.), associate professor, department of electronic computers, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0000-0002-1664-3954, e-mail: myratov_er@mail.ru

A. I. Efimov, Ph.D. (Tech.), associate professor, department of electronic computers, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0000-0002-4014-8718, e-mail: lexie62rus@mail.ru

A. S. Yepifanov, post-graduate student, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0009-0002-4689-7506, e-mail: alexlaw00@mail.ru

This paper proposes an algorithm for localizing multiple two-dimensional barcodes of DataMatrix or QR type in an image with low computational complexity. A distinctive feature of the algorithm is high localization accuracy due to the use of built-in classifier, which is based on data about potential areas of interest. For each area of interest, the classifier takes into account its dimensions, proportions, and the density of filling the entire area of two-dimensional barcode with black pixels. The algorithm was designed based on the need to optimize calculations on industrial bar code scanners that have limited performance. For the proposed algorithm, a comparative analysis was carried out with existing algorithms to localize two-dimensional barcodes based on two-dimensional Gaussian, tree classifier and classifier with Haar features, highlighting the quality metric expressed as a percentage of recognized codes.

Keywords: binarization, localization, bar codes, DataMatrix codes, QR codes, classifier, classifier with Haar features, classifier with boundary features, tree classifier.

DOI: 10.21667/1995-4565-2024-89-94-103

References

1. Dzhozef Je., Pavlidis T. Raspoznavanie signalov shtrikhkoda s ispol'zovaniem pikovykh polozhenij. *IEEE Trans. Analiz shablonov i mashinnyj intellekt*, 199, vol. 16, pp. 630-640. (in Russian).
2. Uaviani Je., Pavan A., Bottacci M., Brunelli Je., Kazelli F., Gerrero M. Obychnaja obrabotka izobrazhenij osnova dlja schityvaniya 2D-shtrikhkodov. *Materialy Sed'moj mezhdunarodnoj konferencii po obrabotke izobrazhenij (publikacija konferencii no. 465)*, 1999, vol. 2, pp. 652-655. (in Russian).
3. Pavlidis T., Shvarc Dzh., Van Ju.P. *Osnovy teorii informacii o shtrih-kodah*, 1990, vol. 23, pp. 74-86. (in Russian).
4. Chaj D., Hok F. *Poisk i dekodirovanie shtrikhkodov EAN-13 na izobrazhenijah, snjatyh cifrovymi kamerami*, 2005. (in Russian).
5. Degtjarev S.V., Sadykov S.S., Tevs S.S. Shirabakina T.A. *Metody cifrovoj obrabotki izobrazhenij*. KurskGTU. Kursk, 2001, 167 p. (in Russian).
6. Israfilov H.S. Issledovanie metodov binarizacii izobrazhenij. *Vestnik nauki i obrazovanija*. 2017, no. 6 (30). (in Russian).
7. Paklin N.B., Oreshkov V.I. Chapter 9. *Biznes-analitika: ot dannyh k znanijam: ucheb. posobie*. 2-e izd. SPb.: Piter, 2013, pp. 428-472. (in Russian).
8. Kaftannikov I.L., Parasich A.V. Osobennosti primenenija derev'ev reshenij v zadachah klassifikacii. *Vestnik JuUrGU. Serija: Komp'juternye tehnologii, upravlenie, radioelektronika*. 2015, no.3. (in Russian).
9. Makedonskij A.M., Aksjonov K.A. Postroenie derev'ev prinjatija reshenij s ispol'zovaniem geneticheskikh algoritmov. Ekaterinburg: UrFU. 2015. (in Russian).

10. **Berri L.** *Metody intellektual'nogo analiza dannyh dlja upravlenija marketingom, prodazhami i vzaimootnoshenijami s klientami, izdanie vtoroe*. Uajli Pabliishing. Indiana: Indianapolis. 2004, 672 p. (in Russian).
11. **Krasnobaev A.A.** *Algoritmy raspoznavanija shtrihovyh kodov*. Preprinty IPM im. M. V. Keldysha, 2004, 29 p. (in Russian).
12. Lokalizacija QR-koda – vazhnaja zadacha, nezasluzhenno obdelennaja vnimaniem [Elektronnyj resurs], 2020. URL: <https://habr.com/ru/companies/smartengines/articles/496528/> (request date: 18.04.2024) (in Russian).
13. **Kotov A.A., Usilin S.A., Gladilin S.A., Nikolaev D.P.** Postroenie robustnyh funkcij obnaruzhenija i klassifikacii objektov bez harakternyh jarkostnyh kontrastov. *Zhurnal informacionnyh tehnologij i vychislitel'nyh sistem*, vol. 1, 2014, pp. 53-60. (in Russian).
14. **Minkina A., Nikolaev D., Usilin S., Kozyrev V.** Obobshhenie metoda Violy-Dzhonsa kak derevo reshenij sil'nyh klassifikatorov dlja raspoznavanija objektov v real'nom vremeni v videopotoke. *Materialy Sed'moj Mezhdunarodnoj konferencii po mashinnomu zreniju. Mezhdunarodnoe obshhestvo optiki i fotoniki*, 2015. (in Russian).
15. **Matalov D.P., Usilin S.A., Arlazarov V.V.** Modifikacija podhoda Violy-Dzhonsa dlja obnaruzhenija shtampa gosudarstvennoj pečhati Rossijskoj Federacii. *Materialy odinnadcatoj mezhdunarodnoj konferencija po mashinnomu zreniju. Mezhdunarodnoe obshhestvo optiki i fotoniki*. 2019. (in Russian).