

Система синтезирования проблемно-ориентированных пакетов данных в задаче чтения штриховых кодов

П.К. Злобин*

ООО «Смарт Энджинс Сервис», Москва, Россия

Поступила в редколлегию 01.12.2024 г. Принята 13.12.2024 г.

Аннотация—Роль штрих-кодов в производственных процессах и маркировке продукции стремительно растет, а задача их распознавания с помощью мобильных камер в неконтролируемых условиях является крайне актуальной. Развитие методов обучения машин и алгоритмов компьютерного зрения дает возможность решать ее с высокой точностью, в предположении, что имеется достаточно репрезентативных данных для обучения и тестирования алгоритмов. Такие данные существуют в открытых наборах, однако они зачастую однородны и содержат информацию о штриховом коде, полезную для решения только одной частной задачи. Кроме того, многие редкоиспользуемые штрих-коды в них вообще не представлены. Также штрих-коды могут содержать конфиденциальную информацию, поэтому многие примеры конкретных штрих-кодов не могут быть опубликованы. В данной статье предлагается система порождения изображений SYNBAR, которая позволяет решить перечисленные проблемы. Система дает возможность создания полусинтетических штрих-кодов естественного вида с активным применением техники аугментации изображений. Полученные изображения штрих-кодов можно использовать для создания проблемно-ориентированных обучающих или тестовых данных для решения частных прикладных задач в области чтения штриховых кодов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: синтезирование данных, распознавание штриховых кодов, обработка изображений.

DOI: 10.53921/18195822_2024_24_4_438

1. ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день штрих-коды широко используются во многих сферах жизни человека. Использование этих графических символов вкупе со специализированными считывающими устройствами позволяет значительно ускорить множество бизнес-процессов, таких как прием платежей [1], логистика [2], маркировка товаров [3], и снизить количество ошибок, вызванных человеческим фактором.

Чаще всего используются линейные или двумерные штрих-коды. В первых считывание информации идет в одном направлении, в то время как во вторых – в двух направлениях. Существует большое разнообразие подвидов штрих-кодов, называемых символиками. Выбор наиболее подходящей символики зависит от решаемой задачи.

Разнообразие применения технологии штрихового кодирования привело к тому, что на текущий момент существует множество методов и алгоритмов обработки и анализа их изображений. Наиболее актуальным является запрос на методы для локализации и распознавания штриховых кодов в неконтролируемых средах, а также на построение способов адекватного сравнения этих методов.

Современные методы детектирования и анализа изображений штриховых кодов во многом опираются на методы статистического обучения. Важно отметить, что эти подходы в значительной степени зависят от разнообразия и репрезентативности данных, используемых для

обучения статистических моделей и их тестирования. Таких данных требуется много, поэтому «ручной» сбор изображений с подготовкой эталонного результата для штриховых кодов является крайне трудоемким процессом, и может не отражать различные нетривиальные сценарии сбалансированным образом. Кроме того, построение подобных массивов данных сопряжено с проблемами безопасности, поскольку штрих-коды могут содержать конфиденциальную информацию. В дополнение к этому, «ручной» сбор изображений, содержащих редкоиспользуемые символы может быть нерезультативным ввиду их нераспространенности. Вместе с тем, недостаток данных с какими-либо типовыми искажениями, например, бликами или зашумлениями, может привести к тому, что выборка окажется нерепрезентативной, что в свою очередь, окажет негативное влияние на результирующую точность методов распознавания и локализации.

Подход при котором изображения в обучающей и тестовой выборке синтезируются может помочь решить эти проблемы, если они удовлетворяют требованиям к задаче и выглядят естественно [4]. Вдобавок, синтетические данные позволяют обойти ограничение на конфиденциальность зашифрованного сообщения. Уже существующие синтезированные датасеты баркодов не являются проблемно-ориентированными, поэтому их применение крайне ограничено. В то же время технология порождения проблемно-ориентированных датасетов отсутствует. Решением данной проблемы является создание технологии создания проблемно-ориентированных датасетов для решения целого ряда задач локализации и распознавания штрих-кодов.

Целью нашей работы является разработка системы генерации изображений штрих-кодов любых символов, которая может быть использована для создания обучающей и тестовой выборок изображений. Предлагаемая система позволяет синтезировать изображения, имитирующие съемку штрих-кодов в реальной жизни. Это дает возможность создавать репрезентативные обучающие данные, что позволяет повысить точность локализации и распознавания.

Статья организована следующим образом. В разделе 2 приведен обзор существующих наборов штрих-кодов, а также способы их построения. В разделе 3 представлена предлагаемая система SYNBAR синтеза реалистичных изображений штрих-кодов. В разделе 4 приводятся примеры использования данной системы к порождению ряда проблемно-ориентированных наборов данных и подводятся итоги работы.

2. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

2.1. Этапы распознавания штрих-кодов

Типовая система распознавания штрих-кодов \mathbb{P} включает в себя несколько этапов [5, 6]:

1. Грубое детектирование положения штрих-кода на изображении. На данном этапе определяется приблизительное местоположение штрих-кода на изображении. При этом анализируется все изображение целиком и часто используются методы обработки изображений (например, преобразование Хафа [7]) или искусственные нейронные сети (далее – ИНС). Наиболее популярной архитектурой ИНС для решения данной задачи в настоящий момент является YOLO [8,9]. Как известно, обучение таких методов требует больших объемов аннотированных выборок изображений штриховых кодов. При этом наивный подход к синтезированию изображений приводит к неудовлетворительным результатам. Например, в самых простых случаях синтезированные изображения штрих-кодов вставляются в изображения с фоном. При этом получаются не очень реалистичные изображения. Однако поскольку область штрих-кода имеет принципиально иные признаки, чем фон, решения на базе ИНС по-прежнему могут достигать высокой точности детектирования.
2. Точная локализация. На этом этапе вычисляются точные координаты четырехугольника штрих-кода, например, с помощью преобразования Хафа или методов ИНС [10]. Иногда

этот этап можно объединить с предыдущим [11]. Для оценки точности этого этапа, используют реалистичные изображения с относительно большим штрих-кодом для имитации уже обнаруженной интересующей области. Однако они все равно могут содержать некоторые сложные детали фона.

3. Исправление и извлечение данных. Мы можем использовать обнаруженный на предыдущем этапе четырехугольник, чтобы нормализовать изображение штрих-кода для устранения поворота и проекционных искажений [12]. Однако штрих-код может быть напечатан на цилиндрической поверхности, поэтому нам может потребоваться более сложная процедура исправления [13]. После такой нормализации, согласно спецификации символики можно извлечь кодовую последовательность из 0 и 1 и передать ее на вход декодеру.
4. Декодирование. Кодовая последовательность расшифровывается с исправлением ошибок, и получается информационное сообщение из штрих-кода.

Для того, чтобы совершенствовать методы обработки и анализа изображений, которые задействованы на этапах 1-3 описанной системы распознавания штрих-кодов \mathbb{P} , требуется большое количество репрезентативных данных для обучения и тестирования алгоритмов.

2.2. Обзор существующих наборов данных для штрих-кодов

Пусть некоторое сообщение закодировано в штрих-код некоторой символики в виде матрицы M размером $W \times H$, и пусть I_B – соответствующее ей бинарное изображение. Здесь W – количество модулей по горизонтали, H – количество модулей по вертикали. Именно такие изображения являются выходом программ генерации штрих-кодов. Будем называть такие изображения I_B синтетическими. Пусть также есть некоторое изображение I_R , которое является фотографией или сканом какого-либо штрихового кода T . Такое изображение будем называть реальным. Реалистичным изображением штрихового кода будем называть изображение I_O , в которое интегрирован синтетический штрих-код I_B вместо образа T с учетом деформаций, характерных для изображения.

Сегодня существует достаточное количество наборов данных с изображениями штрих-кодов, например, Synthetic Barcode Dataset (далее – SBD) [14], Muenster BarcodeDB [15], ArteLab [16], Smart Engines [17]. Некоторые из них содержат достаточно большое количество изображений. Однако данные наборы можно использовать только при решении ограниченного набора задач вследствие их недостатков:

1. Как правило эти наборы содержат только наиболее распространенные символики, например, QR или EAN-8.
2. Только малая часть данных содержит в разметке полную геометрическую информацию о штрих-коде и закодированное сообщение. В большинстве наборов размечена только часть необходимой информации. Это делает данные наборы узконаправленными и потребует дополнительных ресурсов для приведения разметки в полный формат.
3. Видимая «синтезированность» большинства изображений. Изображения имеют однотонный фон и не обладают искажениями, присущими реальным фотографиям штрих-кодов.

Пример таких наборов данных изображен на рис. 1. К сожалению, такие образы далеки от реального входа системы распознавания штриховых кодов. Эти образы не представляют существенного интереса для разработки методов локализации и декодирования, предназначенные для обработки фотографий, содержащих штриховые коды.

Существует большое количество задач, для которых создание проблемно-ориентированных наборов данных является наиболее подходящим решением:

которого известны координаты четырехугольника штрих-кода M , “удалении” изображения штрих-кода с помощью методов обработки изображений, а затем вставке предварительно обработанного синтетического штрих-кода. Для имитации различных условий съемки добавляется набор аугментаций, например, размытие в движении (англ. motion blur), изменение освещенности или шум.

Пусть \mathbb{G} – модуль генерации синтетических штрих-кодов. Для генерации изображения любой штриховой символики S , которые поддерживает модуль \mathbb{G} , необходимо передавать в него ряд параметров. Среди них: D – множество поддерживаемых размерностей для каждой символики S , A – допустимый алфавит для генерации кодируемого сообщения, L – множество допустимых длин кодируемого сообщения, W_G, H_G – множество допустимых ширин и высот генерируемого изображения, задаваемых в пикселях, E – множество параметров, уникальных для каждого набора S . Тогда генерация i -го синтетического изображения штрих-кода описывается запросом q_i , который отправляется в \mathbb{G} и выглядит следующим образом: $q_i = \langle s, A, l, w_g, h_g, e \rangle$, где $s \in S, d \in D, l \in L, w_g \in W_g, h_g \in H_g, e \in E$. Тогда результатом работы модуля генерации \mathbb{G} станет изображение штрих-кода: $I_G = G(q_i)$. Все множество запросов обозначим Q^N , где N это требуемое количество штрих-кодов.

На следующем этапе для каждого из $K = |R|$ реальных изображений $I_R \in R$ подбирается наиболее подходящее по сторонам штрих-кода синтетическое изображение I_G в модуле \mathbb{C} . Это позволяет сформировать пары из реального изображения и синтетического штрих-кода $\langle I_R, I_G \rangle$, которые отправляются на вход модулю вставки \mathbb{RP} синтетического кода в реальное изображение для получения финальных синтезированных изображений I_o .

Общая схема системы синтезирования изображена на рис. 2

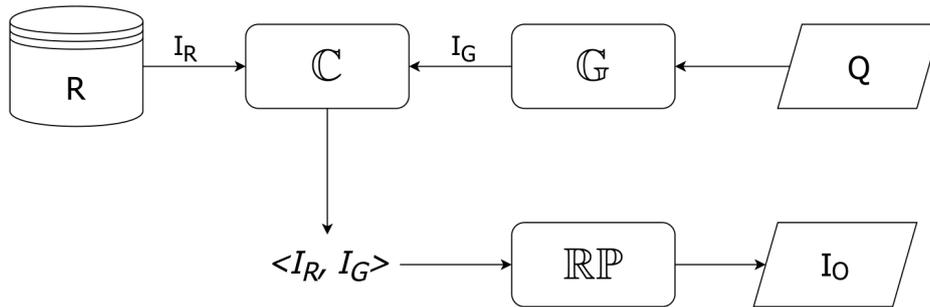


Рис. 2. Типовая схема генерации синтетического изображения штрих-кода

Более подробно опишем предлагаемый в модуле \mathbb{RP} метод. Он состоит из следующих этапов:

1. Нормализуем четырехугольник штрих-кода M , используя его координаты из разметки, так, чтобы полученный штрих-код находился в центре изображения и имел следующие координаты:

$$Rect = (w/2 - l, h/2 - l), (w/2 - l, h/2 + l), (w/2 + l, h/2 + l), (w/2 + l, h/2 - l),$$

где w – ширина изображения, h – высота изображения, а l – половина ширины штрих-кода. Наибольшая сторона четырехугольника равна $2l$.

$$u_1 = H(u),$$

где u – входное изображение, а H – соответствующая гомография.

2. Создаем фон изображения без штрих-кода. Для того, чтобы это сделать, стираем содержимое штрих-кода и заполняем эту область, решая уравнение Лапласа [20]:

$$\begin{cases} \Delta u_2(i, j) = 0, w/2 - l \leq i \leq w/2 + l, h/2 - l \leq j \leq h/2 + l, \\ u_2(i, j) = u_1(i, j), \text{ иначе.} \end{cases}$$

Затем мы используем разностную схему для оценки второй производной:

$$\frac{\delta^2 u_2}{\delta x^2} = \frac{u_2(i-1, j) - 2u_2(i, j) + u_2(i+1, j)}{(\Delta x)^2}$$

$$\frac{\delta^2 u_2}{\delta y^2} = \frac{u_2(i, j-1) - 2u_2(i, j) + u_2(i, j+1)}{(\Delta y)^2}$$

тогда для уравнения Лапласа мы имеем:

$$-4u_2(i, j) + u_2(i-1, j) + u_2(i+1, j) + u_2(i, j-1) + u_2(i, j+1) = 0$$

Решаем это уравнение, используя граничные условия заполнения.

3. Генерируем синтетический штрих-код I_G . Существует несколько способов получения сообщений для их последующего кодирования:

- Подстановка готовых текстовых последовательностей. В данном случае каждый элемент последовательности является готовым сообщением, которое кодируется в неизменном виде. Такой подход может быть полезным для копирования существующих штрих-кодов и наложения на них необходимых аугментаций.
- Генерация псевдореальных текстовых последовательностей. Данный подход подразумевает под собой наличие нескольких наборов символьных последовательностей, как правило – осмысленных. Комбинируя между собой элементы этих наборов можно получать уникальные текстовые последовательности. Такие последовательности если и могут содержать отрывки конфиденциальных данных, то их полное восстановление невозможно. Такой метод полезен для генерации штриховых кодов символик, заметно видоизменяющихся от зашифрованного сообщения [21].
- Генерация последовательности случайных символов. В данном случае каждое зашифрованное сообщение для синтетического кода представляет собой последовательность случайно выбранных символов из заданного алфавита A .

Для двумерных штрих-кодов существует возможность задавать их размерность в количестве модулей, чтобы охватить все доступные варианты кодов. Еще одним важным параметром при генерации является ожидаемый размер штрих-кода в пикселях. Синтетический штрих-код не должен сильно отличаться от реального по каждой из сторон, чтобы при вклейке это не привело к его деформации. Целесообразным видится генерация нескольких штрих-кодов с разными размерами сторон и последующим выбором ближайшего по размерам к M .

- Применяем техники аугментации для синтетического штрих-кода. Ряд аугментаций проще наложить до его вклейки в реальное изображение. Одним из таких преобразований является обрезка двумерного штрих-кода или засвет в виде полосы в области штрих-кода.
- Подбираем наиболее подходящий I_G для каждого M . В модуле \mathbb{C} происходит подбор для M наиболее близкого по ряду параметров штрих-кода I_G . Основными среди таких параметров являются w и h штрихового кода M . Из всех I_G выбирается изображение с наименьшей суммой отклонений по обеим сторонам. Возможность дублирования I_G для разных M задается отдельно. Преимущество использования такого подхода заключается в том, что символика M не требует однозначного соответствия символик I_G . Это дает возможность подставлять на место реального QR-кода синтетический Aztec или Data Matrix, что существенно

снижает требования к исходному множеству R . Кроме того, существуют опциональные параметры, доступные в модуле \mathcal{C} . Например:

- Размер отклонения между длинами сообщений. Размер некоторых штриховых кодов зависит от размера закодированного в них сообщения, поэтому этот параметр может быть полезным при синтезировании штрих-кодов некоторых символов.
 - Вероятность замены реального штрих-кода на синтетический. Возможность смешивания изображений реальных штриховых кодов и синтетических позволит не только увеличить объем выборки, но и не даст ИНС переобучиться на синтезированных данных.
 - Объем максимального размера «батча перебора». В случае достаточно большого количества I_R и I_G подбор наиболее подходящих пар может потребовать существенных вычислительных и временных ресурсов. В таком случае можно пожертвовать точностью подбора I_G в обмен на ограниченность размера отсматриваемой подвыборки.
6. Вставляем синтезированный штрих-код I_G размера $w_G \times h_G$ в прямоугольник оригинального штрих-кода.

$$u_3 = \begin{cases} \Delta u_2(i, j) \cdot I_G(i - w/2 + w_G, j - h/2 + h_G), & i \in w/2 \pm w_G, j \in h/2 \pm h_G, \\ u_2(i, j), & \text{иначе.} \end{cases}$$

7. Преобразуем полученное изображение в оригинальный четырехугольник M :

$$u_4 = H^{-1}(u_3),$$

8. К полученному u_4 можно добавить целый ряд аугментаций для создания максимально разнообразных данных. Пусть a – аугментация, накладываемая на входное изображение, причем $a \in A$, где A – весь набор доступных аугментаций. Тогда:

$$u_5(i, j) = a(u_4(i, j)).$$

Полученный набор изображений I_o , где $u_5 \in I_o$ является результатом работы системы SYNBAR.

Описанный метод синтеза изображения проиллюстрирован рис. 3.

Система SYNBAR позволяет использовать реальные фоновые изображения с специфическими признаками для решения рассматриваемой задачи и дополнять их различными аугментациями и преобразованиями. Данный подход может помочь в генерации обучающих данных для ИНС в режиме обучения, поскольку шаги 3 – 7 не требуют больших вычислительных затрат [22].

Существенным преимуществом предлагаемой системы синтеза штрих-кодов является точная геометрическая информация обо всех параметрах кода еще на этапе создания полностью синтетического изображения. К такой информации относятся координаты четырехугольника штрих-кода, центры шаблонов поиска, центры шаблонов наведения, количество модулей, их размер и т.д. Эти геометрические параметры легко пересчитываются в зависимости от преобразований, применяемых к штрих-коду. Математически вычисленные координаты вклеенного в фон штрих-кода более точные, чем ручная разметка. Таким образом, можно создавать проблемно-ориентированные наборы данных со всей геометрической информацией о штрих-коде, которая требуется для решения конкретной задачи.

Поскольку в настоящее время штрих-коды зачастую считываются с помощью камер мобильных устройств, а изображения, полученные с их помощью, отличаются характерными особенностями в виде всевозможных дефектов и помех, то задаче моделирования таких изображений требуется уделить особое внимание. Для их имитации существует ряд аугментаций.

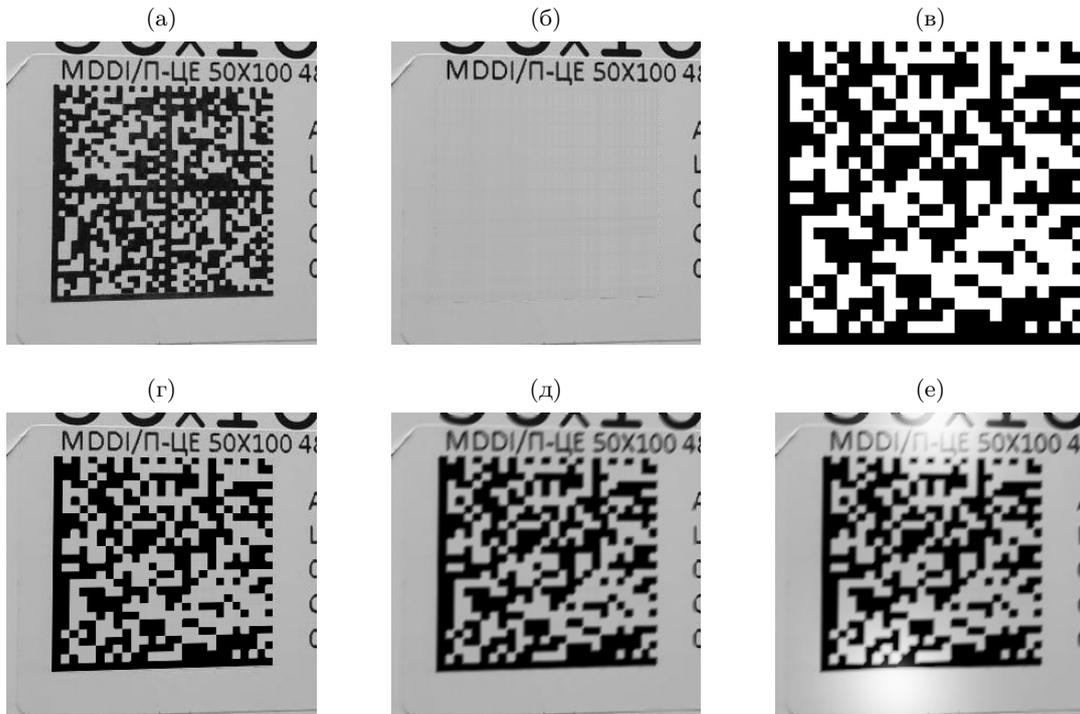


Рис. 3. Пример синтеза одного штрих-кода: а) оригинальное изображение; б) удаление реального штрих-кода с изображения; в) синтетический Data Matrix; г) вставка синтетического штрих-кода; д) добавление размытия изображения; е) добавление бликов на изображение.

Некоторые из них являются аугментациями общего вида и часто используются при синтезировании наборов данных в прикладных задачах, например, для обучения системы распознавания символов. Среди них выделяются, например, размытие, размытие в движении, засвет в виде круга, моделирование полного или частичного затемнения изображения.

Остальные же аугментации ориентированы именно на имитацию помех, часто встречающихся при обработке реальных изображений штрих-кодов. Среди них:

1. Засвет в виде прямой или ломаной полосы. Часто штриховые коды наносятся на легкодеформируемый объект, например, пакет в магазине. При наложении засвета на такой деформированный код он также будет иметь форму ломанной полосы.
2. Имитация частичного расфокусирования камеры во время съемки. При попытке сделать изображение длинного одномерного штрих-кода камера мобильного устройства может сфокусироваться только на части кода, оставив другую часть размытой.
3. Имитация плохой печати штрих-кода. В сфере продаж существуют чековые аппараты, печатающие штриховые коды с некоторым дефектом, например, градиентным снижением интенсивности черного цвета по мере отрисовки кода, вызванным недостатком чернил.
4. Наложение цветной полосы, прямых линий или кривых Безье. Частым дефектом, порождаемым чековым аппаратом, является прямая полоса или линия, проходящая сквозь весь штрих-код. Пример такой полосы изображен на рис. 4. Такой дефект не приводит к невозможности декодирования кода, однако может привести к трудностям при его локализации.

Одна и та же аугментация, наложенная с разными параметрами способна модифицировать изображения для их использования в разных задачах. Пример наложения аугментации засвета в виде полосы на синтетический QR-код представлен на рис. 5. Засвет в виде полосы, проходящий через центр штрих-кода (рис. 5а) способен привести к некорректному отрабатыванию этапа грубого детектирования положения штрих-кода на изображении в схеме \mathbb{P} . Модуль



Рис. 4. Дефект печати в виде красной полосы: а) реальное изображение, б) синтезированное изображение с наложением аугментации.

детектирования, не обученный на подобных изображениях, определит два рядом находящиеся штрих-кода. Это приведет к неправильной работе системы распознавания уже на первом шаге и сделает невозможным чтение данного штрих-кода. В то же время, засвет в виде полосы, обрезающий часть QR-кода и проходящий через шаблон поиска (рис. 5б) может стать причиной некорректного срабатывания этапа точной локализации штрих-кода, описанном в схеме Р. Обучение ИНС на данных, в которых всегда присутствуют все три шаблона поиска не позволит верно обрабатывать поврежденные изображения с двумя видимыми шаблонами поиска. Таким образом, синтезирование подобных данных является необходимым для создания репрезентативной выборки.

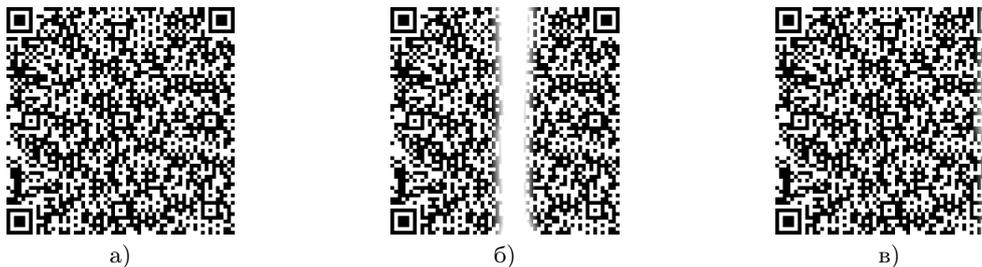


Рис. 5. Применение аугментации к синтетическому QR-коду: а) оригинальное синтетическое изображение QR-кода, б) наложение засвета в виде полосы, проходящей через центр, в) наложение засвета в виде полосы, обрезающей часть изображения.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе представлена система SYNBAR для синтеза реалистичных изображений штрих-кодов, которые подходят для обучения и тестирования алгоритмов компьютерного зрения. Эта система предполагает наличие множества реальных изображений штриховых кодов, в которые будут вклеиваться изображения порождаемых синтетических изображений штриховых кодов. Тривиальная вклейка дает неестественные результаты, поэтому предлагается специальный метод для решения таких проблем. Применение дополнительных аугментаций на финальном этапе синтеза позволяет моделировать съемку в естественных условиях.

Описанная система SYNBAR была использована для построения ряда проблемно-ориентированных обучающих и тестовых наборов данных, а именно: синтезирование штрих-кодов символики PDF417, реальные изображения которых не могут быть опубликованы из-за закодированной

конфиденциальной информации [21]; создание набора данных штриховых кодов символики Data Matrix, ввиду отсутствия репрезентативных и несинтетических данных в больших объемах [23]; создание изображений QR-кодов с имитацией засвета с одной из сторон или частичного разрушения штрихового кода [18]. Очевидно, что спектр возможностей данной системы гораздо шире. Развитие системы позволит создавать более реалистичные изображения, имитирующие сложные условия и различные геометрические положения штрих-кодов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. L.-Y. Yan, G. W.-H. Tan, X.-M. Loh, J.-J. Hew, and K.-B. Ooi, "QR code and mobile payment: The disruptive forces in retail," *Journal of Retailing and Consumer Services* **58**, p. 102300, 2021.
2. L. Karrach and E. Pivarčiová, "Recognition of Data Matrix Codes in Images and their Applications in Production Processes," *Management Systems in Production Engineering* **28**, pp. 154–161, 09 2020. DOI: 10.2478/mspe-2020-0023.
3. J. Lima, C. Rocha, L. Rocha, and P. Costa, "Data Matrix Based Low Cost Autonomous Detection of Medicine Packages," *Applied Sciences* **12**(19), 2022. DOI: 10.3390/app12199866.
4. V. V. Arlazarov, "Analysis of the usage of problem-oriented datasets in scientific research," *ITiVS* (3), pp. 10–23, 2022. DOI: 10.14357/20718632220302.
5. R. Brylka, U. Schwanecke, and B. Bierwirth, "Camera based barcode localization and decoding in real-world applications," *2020 International Conference on Omni-layer Intelligent Systems (COINS)*, pp. 1–8, 2020.
6. L. Huo, J. Zhu, P. K. Singh, and P. A. Pavlovich, "Research on QR image code recognition system based on artificial intelligence algorithm," *Journal of Intelligent Systems* **30**, pp. 855–867, jan 2021. DOI: 10.1515/jisys-2020-0143.
7. M. Dubská, A. Herout, and J. Havel, "Real-time precise detection of regular grids and matrix codes," *J. Real-Time Image Process.* **11**, p. 193–200, Jan. 2016. DOI: 10.1007/s11554-013-0325-6.
8. Y. Liu, Y. Song, G. Gu, J. Luo, T. Wang, and Q. Jiang, "A Data Matrix Code Recognition Method Based on L-Shaped Dashed Edge Localization Using Central Prior," *Sensors* **24**(13), 2024. DOI: 10.3390/s24134042.
9. D. M. Ershova, A. V. Gayer, P. V. Bezmaternykh, and V. V. Arlazarov, "YOLO-Barcode: towards universal real-time barcode detection on mobile devices," *Computer Optics* **48**(4), pp. 592–600, 2024. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1424.
10. J. Zhang, X. Min, J. Jia, Z. Zhu, J. Wang, and G. Zhai, "Fine localization and distortion resistant detection of multi-class barcode in complex environments," *Multimedia Tools Appl.* **80**(11), p. 16153–16172, 2021. DOI: 10.1007/s11042-019-08578-x.
11. P. Bodnár, T. Grósz, L. Tóth, and L. G. Nyúl, "Efficient visual code localization with neural networks," *Pattern Analysis and Applications* **21**, pp. 249–260, 2018.
12. L. Karrach, E. Pivarčiová, and P. Božek, "Identification of QR code perspective distortion based on edge directions and edge projections analysis," *Journal of Imaging* **6**(7), 2020. DOI: 10.3390/jimaging6070067.
13. I. Benito-Altamirano, D. Martínez-Carpena, H. Lizarzaburu-Aguilar, C. Fàbrega, and J. D. Prades, "Reading QR Codes on challenging surfaces using thin-plate splines," *Pattern Recognition Letters* **184**, pp. 37–43, 2024.
14. J. Quenum, K. Wang, and A. Zakhor, "Fast, accurate barcode detection in ultra high-resolution images," in *2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, p. 1019–1023, IEEE, 2021. DOI: 10.1109/icip42928.2021.9506134.
15. S. Wachenfeld, S. Terlunen, and X. Jiang, "Robust 1-D barcode recognition on camera phones and mobile product information display," *Mobile Multimedia Processing: Fundamentals, Methods, and Applications*, 2010.

16. A. Zamberletti, I. Gallo, M. Carullo, and E. Binaghi, “Neural Image Restoration for Decoding 1-D Barcodes using Common Camera Phones,” *VISAPP 2010 - Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications* **1**, pp. 5–11, 2010.
17. A. N. Milovzorov, P. V. Bezmaternykh, and V. V. Arlazarov, “Generative Approach For 1D Barcode Dataset Population For Mobile-Based Recognition,” in *ICMV 2020*, **11605**, pp. 116051P1–116051P7, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), 2021. DOI: 10.1117/12.2587628.
18. I. I. Tishin, N. Z. Valishina, Y. A. Shemyakina, and P. V. Bezmaternykh, “A robust approach for recognition of QR codes with cropped sides,” in *SPRA 2024*, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), (Bellingham, Washington 98227-0010 USA), 2024. In press.
19. H.-K. Chu, C.-S. Chang, R.-R. Lee, and N. J. Mitra, “Halftone QR codes,” *ACM Transactions on Graphics (TOG)* **32**(6), pp. 1–8, 2013.
20. N. Agrawal, P. Sinha, A. Kumar, and S. Bagai, “Fast & dynamic image restoration using laplace equation based image inpainting,” *J Undergraduate Res Innovation* **1**(2), pp. 115–123, 2015.
21. D. G. Mitrofanov, P. K. Zlobin, J. A. Shemiakina, and P. V. Bezmaternykh, “Precise localization of PDF417 code based on fast hough transform,” *South Ural State University Bulletin MMP*, 2024. In press.
22. A. V. Gayer, A. V. Sheshkus, and Y. S. Chernyshova, “Augmentation on the fly for the neural networks learning,” *Trudy ISA RAN (Proceedings of ISA RAS)* **68**(S1), pp. 150–157, 2018. DOI: 10.14357/20790279180517.
23. E. E. Limonova, P. K. Zlobin, and P. V. Bezmaternykh, “Generation of semi-synthetic natural-looking 2D barcodes for localization problems,” in *SPRA 2024*, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), (Bellingham, Washington 98227-0010 USA), 2024. In press.

The system for synthesizing problem-oriented data packages in the task of reading barcodes

P.K. Zlobin

The role of barcodes in production processes and product labeling is rapidly growing. So, the problem of their recognition using mobile cameras in uncontrolled environments becomes very relevant. The development of statistical learning methods and computer vision algorithms provides an opportunity to solve it with high accuracy, assuming that there is enough representative data to train and test algorithms. However, many rarely used barcodes are not represented in public datasets, in addition, these datasets are often created to solve narrowly focused problems. In addition to this, barcodes may contain sensitive information, and huge amounts of specific barcodes cannot be published for this reason. Synthetic image generation can solve this problem, and in this paper, proposes the SYNBAR system to generate semi-synthetic natural-looking barcodes with superimposed augmentations, for example, illumination changes, blur and projective distortions, which can be used to create training or testing data to solve various applied problems in barcode reading.

KEYWORDS: data synthesis, barcode recognition, image processing.