

ОБНАРУЖЕНИЕ ВДАВЛЕННЫХ НОМЕРОВ НА ОСНОВЕ ТЕКСТУРНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ

Тимощенко П.А.

Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара
кафедра автоматизированных систем обработки информации
E-mail: t_pa@mail.ru

Аннотация

Тимощенко П.А. Обнаружение вдавленных номеров на основе текстурной сегментации. В работе рассматривается обнаружение области номера колеса на статическом кадре, используя метод текстурного анализа на основе распределений локальных бинарных паттернов.

Общая постановка проблемы

В процессе контроля качества железнодорожных колес необходимо вносить в базу данных номер контролируемого колеса. На сегодняшний день процесс считывания номеров производится вручную, что замедляет технологический процесс, приводит к возможным ошибкам в данных. Номер состоит из групп цифр и символов от 1 до 5 в группе, расположенных на ободе колеса [ГОСТ 10791].

Основными проблемами, которые стоят на пути автоматизации процесса считывания являются:

- 1) сложность обнаружения номера (номер нанесен на поверхность обода в горячем состоянии и имеет тот же цвет, что и обод)
- 2) глубина символа до 4 мм и может изменяться в пределах группы символов
- 3) грани символа сглажены различным образом (в зависимости от способа нанесения номера)
- 4) перегородка, отделяющая два символа в группе, может иметь изменяющуюся высоту.

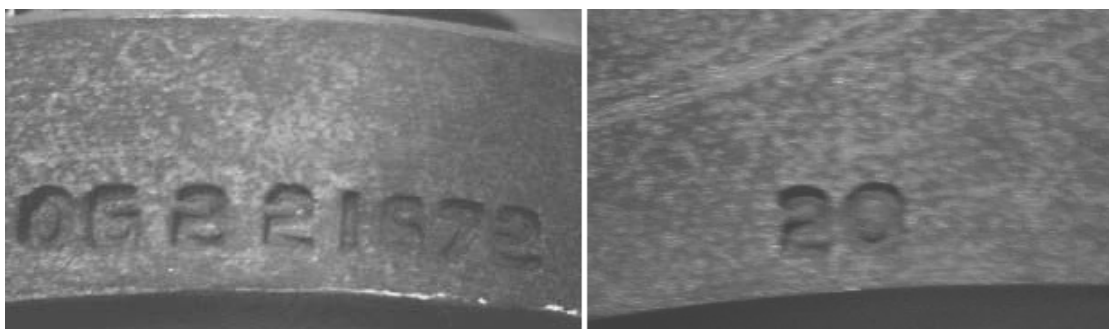


Рис.1. Пример изображения обода железнодорожного колеса с частью номера

Данная работа посвящена решению первой проблемы, а именно выделению области поиска символов на ободе. Для этого предлагается рассматривать поверхность колеса, как одну текстуру, а область номера – вторую. Таким образом, задача сводится к сегментации изображения на два класса.

Сегментацию предлагается проводить на основе анализа распределений локальных бинарных паттернов (LBP)[1]. LBP – это структурный дескриптор, позволяющий провести перекодировку окрестности некоторой точки. Пример вычисления паттерна для окрестности

3x3 изображен на рис.2[2]. Каждой точке в окрестности ставится в соответствие 1, если ее значение больше значения центральной точки, иначе ставится 0 (рис.2б). Результат умножается на число, равное 2 в степени номер точки в окрестности (рис. 2в). Затем вычисляется сумма, которая и будет соответствовать паттерну.

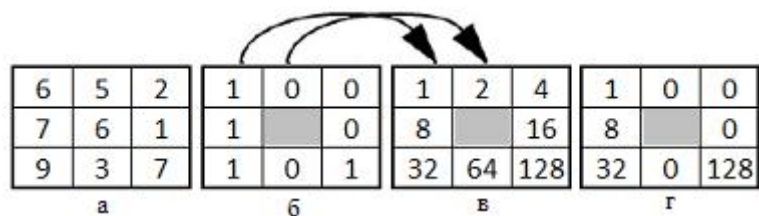


Рис.2. Пример вычисления LBP. (а)- исходные значения в окрестности; (б) – результат бинаризации; (в) – степени числа 2, соответствующие каждой позиции; (г) – результат наложения б на в. $LBP = 1 + 8 + 32 + 128 = 169$, $C = (6 + 7 + 9 + 7) / 4 - (2 + 1 + 3 + 5) / 4 = 4.5$, $M = (6 + 5 + 2 + 7 + 6 + 1 + 9 + 3 + 7) / 9 = 5.1$

В качестве дополнения паттерна вычисляется величина контраста С или среднего М. Затем строится двумерная гистограмма значений пар LBP/С или LBP/М. В данной работе используется LBP/С. Для контраста, как правило, выбирают число интервалов равное 8. Эксперименты показали, что при числе интервалов 4 и 16 результат сегментации получается хуже, чем при 8. Для LBP число ячеек выбирается в соответствии с возможным количеством значений паттерна, для окрестности 3x3 максимальное значение равно 256. Таким образом, гистограмма локальных бинарных паттернов имеет размер 256x8.

Для сравнения двух гистограмм используются различные критерии, но наиболее популярным является логарифмическое отношение правдоподобия (G-статистика). Значение G показывает вероятность того, что два распределения принадлежат одному классу: чем выше значение G-статистики, тем меньше вероятность принадлежности двух распределений к одному классу. Значение G вычисляется по формуле:

$$G = 2 \left[\sum_{s,m} \sum_{i=1}^n f_i \log f_i \right] - \left[\sum_{s,m} \left(\sum_{i=1}^n f_i \right) \log \left(\sum_{i=1}^n f_i \right) \right] - \left[\sum_{i=1}^n \left(\sum_{s,m} f_i \right) \log \left(\sum_{s,m} f_i \right) \right] + \left[\sum_{s,m} \left(\sum_{i=1}^n f_i \right) \log \left(\sum_{s,m} \left(\sum_{i=1}^n f_i \right) \right) \right] \quad (1)$$

Общий алгоритм сегментации

Общепринятый алгоритм сегментации состоит из трех основных этапов[2,3]:

- 1) иерархическое разбиение изображения
- 2) объединение похожих областей
- 3) корректировка границ

Однако в силу ряда особенностей задачи, ключевая из которых – неоднородность освещения, предлагается предварительно разбить по вертикали изображение на несколько полос, с небольшим пересечением. После проведения объединения областей в каждой полосе проводить объединение соответствующих областей из разных полос. Иллюстрация этапов работы алгоритма показана на рис 3.

Иерархическое разбиение

Изображение разбивается на полосы шириной 70 пикселей – пятая часть ширины и примерная ширина двух подряд идущих символов. На выбор ширины полосы также влияют

параметры фильтрации и распределение освещения. Эксперименты показали, что допустимые значения лежат в диапазоне от 50 до 100, при выборе которых результат сегментации существенно не меняется.

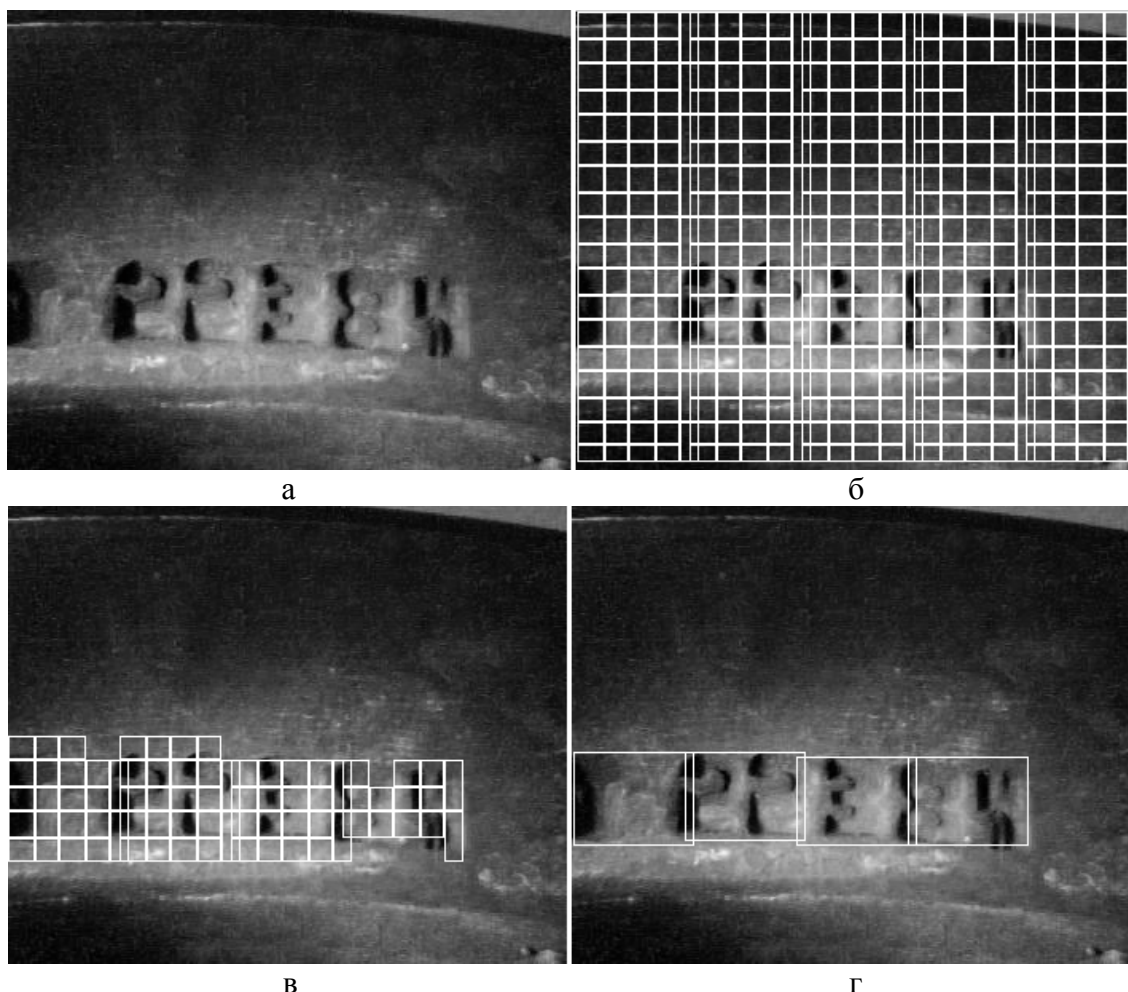


Рис.3. Этапы работы алгоритма сегментации: (а) – исходное изображение; (б) – иерархическое разбиение всех полос с пересечением равным двум размерам окна для расчета LBP; (в) – выделение нужной области; (г) – результат корректировки границ и представление каждой области, как прямоугольника.

Каждая полоса разбивается на области размером S_{max} , которые проверяются на однородность по следующему алгоритму. Область разбивается на 4 квадранта, и для каждой пары квадрантов вычисляется значение G (6 значений). Область считаем не однородной, если выполняется следующее:

$$R = \frac{G_{max}}{G_{min}} > X \quad (2)$$

Величина X характеризует степень однородности и выбирается в пределах 1,1-1,2. Если область неоднородна, то каждый квадрант считаем отдельной областью и для него проводим соответствующие вычисления. Если размер квадранта области достигнет пороговых размеров, то дальнейшее разбиение не имеет смысла и область считается однородной. В работе максимальный размер области выбран равным 64 пикселя, а минимальный равным 16. Результат разбиения показан на рис.3б.

Объединение областей

Для всех пар областей, имеющих общую границу, подсчитывается мера важности (MI), которая определяется выражением:

$$MI = p \cdot G \quad (3)$$

где p – площадь меньшей из областей; G – критерий подобия по формуле (1).

На каждой итерации выделяется пара областей, для которых MI минимально. Найденные области объединяются, и пересчитывается MI для всех областей, граничащих с вновь образованной областью.

Существующий критерий остановки[2], когда соотношение текущего значения и максимального превышает какой-то порог, для данной задачи не подходит, так как область может содержать только один класс. Кроме того, этот порог может существенно изменяться для каждой полосы. Поэтому в качестве первого критерия остановки предлагается разбиение на 3 класса. Априори считается, что область, которая лежит на границе с краем колеса, не содержит символов. Таким образом, выделяется 15 областей, 5 из которых заведомо не содержат символов и условно объединяются в одну область. Явного объединения делать не нужно, так как корректировка границ будет производиться в пределах каждой полосы. Для определения области интереса применяется алгоритм на основе подсчета MI. Результат обнаружения области интереса представлен на рис. 3в.

Корректировка областей

Область интереса очерчивается прямоугольником в пределах полосы. Верхняя и нижняя границы вычисляются как среднее значение по соответствующей границе. Две строки, которые лежат на границе (внутри и снаружи области) проверяются на принадлежность двум областям по 16 строк. Если после проверки граница изменилась, то процесс повторяется. Результат корректировки границ представлен на рис.3г. Объединение выделенных областей является результатом сегментации, который будет использоваться для дальнейшей обработки.

Выводы

Использование задачи сегментации текстур позволило выделить область номера на снимке ступицы железнодорожного колеса, что является важной задачей на этапе настройки системы считывания номеров в режиме реального времени. Представленный алгоритм позволяет решать задачу выделения символов простыми расчетами и выбором трех критериев, небольшое изменение которых существенно не влияет на результат, что позволяет указать их явно, не создавая дополнительных алгоритмов адаптации.

Литература

5. T. Ojala, M. Pietikainen and D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions," *Pattern Recognition* **29** (1996) 51-59.

6. T. Ojala and M. Pietikainen, "Unsupervised texture segmentation using feature distributions," *Pattern Recognition* **32** (1999) 477-486.

7. The Computer Science and Engineering CSE Laboratory/ Интернет-ресурс. - Режим доступа : <http://www.cse.oulu.fi/MVG/Research/LBP>