

# Сравнение методов распознавания символов номерного знака автомобиля

С.А. Куксова

s.kuksova@inbox.ru

Национальный исследовательский университет «МИЭТ», Москва, Зеленоград, Россия

*В данной статье рассмотрена задача распознавания символов автомобильного номера. Алгоритм распознавания опирается на метод сопоставления шаблонов. Предлагаются два подхода получения признакового описания шаблонов: расчет инвариантов моментов и distance transform. Затем проводится их сравнение. Представлен сравнительный анализ рассматриваемых подходов на экспериментальных данных.*

**Ключевые слова:** метод сопоставления шаблонов, моментные инварианты, distance transform, метрика Хаусдорфа, распознавание образов

## Comparison of vehicle's license plates characters recognition methods

S.A. Kuksova

National Research University of Electronic Technology, Moscow, Zelenograd, Russia

*The problem of license plate character recognition is considered in this article. The recognition algorithm is based on the pattern matching method. There are two approaches of patterns feature descriptions obtaining: calculating invariants moments and distance transform. Then they are compared. The comparative analysis of these approaches to the experimental data is represented.*

**Keywords:** pattern matching method, moment invariants, distance transform, Hausdorff metric, pattern recognition

### Введение

Задача автоматического распознавания автомобильных номеров на цифровых изображениях и видео имеет множество решений, но все равно остается актуальной из-за отсутствия достаточно точного решения, универсального для различных программно-аппаратных систем. Алгоритмы распознавания номеров в таких системах должны быть устойчивыми к искажениям изображений номерных пластин, а также изменениям условий внешнего света. Рассмотрим подробнее этап в решении задачи распознавания, связанный с классификацией символов автомобильного номера.

В целом, методы распознавания символов можно разбить на два класса: структурные методы, основанные на морфологии и анализе контура, имеющие дело с бинаризованным изображением, и растровые методы, основанные на анализе самого изображения. При этом зачастую используется комбинация структурных и растровых методов.

В данной работе рассматривается метод основанный на непосредственном сравнении изображений тестового и эталонного символов. Описывается подход к решению задачи на основе метода сопоставления шаблонов, использующий в качестве признакового описания моментные инварианты. Далее дается описание этого же метода распознавания, использующего «дистантное преобразование». Затем на подготовленном наборе тестовых изображений проводится эксперимент с целью сравнения описанных выше методов. В результате

сравнения делается вывод о количестве правильно распознанных тестовых изображений.

### Постановка задачи

Рассматривается задача распознавания изображений символов автомобильных номеров. Заданы несколько классов изображений чисел и букв номерных знаков и одно тестовое изображение. Размеры изображений различны, поэтому в этапе предварительной обработки они приводятся к одному размеру. Задача состоит в том, чтобы для тестового изображения найти наиболее похожее на него изображение из заданных образцов, и затем определить принадлежность к классу. Степень схожести определяется метрикой на множестве изображений.

### Метод сопоставления шаблонов

Метод распознавания символов с помощью сопоставления шаблонов предполагает наличие шаблонов для всех возможных изображений символов. Принятые решения о принадлежности текущего изображения символа из тестовой выборки к определенному классу символов осуществляются по критерию минимума (максимума) некоторой метрики сходства изображения символа и его шаблона [1]. Каждый класс определяется его усредняющим вектором, т.е. используется среднее значение по обучающему множеству данного класса в качестве представителя данного класса векторов. Способ отнесения неизвестного образа к вектору признаков к некоторому классу состоит в выборке того

класса, чей прототип ближе всего к рассматриваемому вектору. В качестве меры близости образов задача заключается в вычислении расстояний Хаусдорфа. После этого исследуемый образ относится к какому-либо классу, имеющему наименьшее расстояние [2].

## Метрика Хаусдорфа

В этом разделе описывается подход к решению задачи распознавания, использующий метрику Хаусдорфа для определения схожести изображений. Дадим определение метрики [3].

Отклонением множества из одной точки  $x'_0$  от компактного множества  $G$  называется

$$\sigma(x'_0, G) = \min_{y' \in G} \|x'_0 - y'\|, \quad (1)$$

где  $\min \|x'_0 - y'\|$  – евклидово расстояние между точками  $x'_0$  и  $y'$ .

Отклонением множества  $G_1$  от  $G_2$  называется

$$\sigma(G_1, G_2) = \max_{x' \in G_1} \sigma(x', G_2) \quad (2)$$

Метрикой Хаусдорфа называется

$$\rho(G_1, G_2) = \max(\sigma(G_1, G_2), \sigma(G_2, G_1)) \quad (3)$$

## Признаковое описание

Выделение признаков является одной из наиболее трудных и важных задач в распознавании образов. Для распознавания символов могут использоваться различные системы признаков. Трудность заключается в том, чтобы выделить наиболее эффективные признаки, которые позволят достаточно хорошо отличать один класс символов от всех остальных.

Существует группа методов, выделение признаков в которых осуществляется на основе анализа различных статистических распределений точек. Наиболее известный – метод вычисления моментных инвариантов.

**Инварианты моментов** – это признаки изображения, построенные на основе степенных моментов и описывающие силуэт некоторого объекта. В соответствии со своим названием данные признаки являются инвариантными к аффинным преобразованиям изображения [4].

Рассматриваются центральные моменты, которые являются функцией расстояния точки от центра тяжести символа [1]:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (4)$$

где  $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$  – координаты центра тяжести. Вследствие большей инвариантности к преобразованиям изображений рассматриваются нормированные центральные моменты, которые получаются в результате деления центральных моментов на моменты нулевого порядка:

$$n_{pq} = \frac{m_{pq}}{m_{00}^\gamma} \quad (5)$$

при  $p, q = 0, 1, 2, \dots$ , где  $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$  при  $p+q = 2, 3, \dots$

Имея все эти моменты, можно определить следующие семь инвариантов моментов, которые инвариантны относительно переносов, осевой симметрии, поворотов, а также растяжений и сжатий:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= n_{20} + n_{02}, \\ \varphi_2 &= (n_{20} - n_{02})^2 + 4n_{11}^2, \\ \varphi_3 &= (n_{30} - n_{12})^2 + (3n_{21} - n_{03})^2, \\ \varphi_4 &= (n_{30} + n_{12})^2 + (n_{21} + n_{03})^2, \\ \varphi_5 &= (n_{30} - 3n_{12})(n_{30} + n_{12})[(n_{30} + n_{12})^2 - 3(n_{21} + n_{03})^2] + (3n_{21} - 3n_{03})(n_{21} + n_{03})[3(n_{03} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2], \\ \varphi_6 &= (n_{20} - n_{02})[(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2] + 4n_{11}(n_{30} + n_{12})(n_{21} + n_{03}), \\ \varphi_7 &= (n_{20} - n_{03})(n_{30} + n_{12})[(n_{30} + n_{12})^2 [3(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2]]. \end{aligned}$$

В итоге формируется вектор признаков для каждого изображения обучающего множества, состоящий из описанных выше инвариантов. В дальнейшем на основе этих векторов формируется шаблон для каждого класса изображений. Усредненный вектор для каждого семейства изображений можно представить в виде простого среднего:

$$m_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k \quad (6)$$

при  $K = MN$ , где  $M, N$  – размеры изображения.

**Distance Transform** в качестве яркости точки выдает расстояние до ближайшей черной точки, соответствующей контуру.

В начале формируется шаблон для каждого класса цифр путем усреднения интенсивностей изображений. Затем для каждого шаблона применяется детектор Кэнни, с целью выделения контуров.

В итоге шаблоны описываются векторами признаков, полученных в результате «дистантного преобразования».

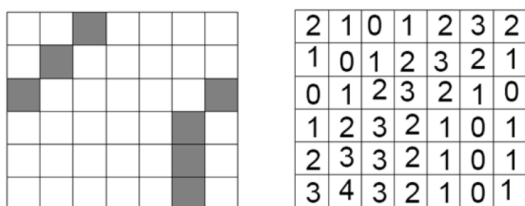


Рис. 1: Результат выполнения Distance Transform.

## Описание алгоритма

Так как изначально матрицы шаблонов символов и теста обладают различными размерами, то на первом этапе изображение приводится к размеру шаблона путем масштабирования. Далее проводится предварительная обработка: выполняется высокочастотная фильтрация с целью увеличения контраста. На втором этапе используются два вида признаковых описаний, рассмотренных выше.

Далее с помощью метода сопоставления шаблонов проводится сопоставление тестового изображения с шаблоном каждого класса. Данный метод сравнения основывается на основе описанного выше расстояния Хаусдорфа. Проводится поиск такого взаимного расположения изображений теста и шаблона, чтобы значение метрики Хаусдорфа между ними было минимальным. Из этого минимума определяется класс принадлежности вектора признаков тестового изображения.

Преимущества этого подхода к распознаванию изображений символов – в высокой скорости алгоритма классификации и его простоте.

## Результаты работы

Теперь приведем результаты работы алгоритмов сравнения на наборе тестовых изображений. Имелась тренировочная выборка изображений символов «0» ... «9», «А, В, С, Е, Н, К, М, О, Р, Т, Х, У», разбитая уже на классы. В каждом классе в среднем 200-300 образцов. Тестовая выборка получена из одного набора данных путем их разбиения случайным образом. Эксперимент для каждого алгоритма включал в себя 50 тестовых изображений для каждого типа символов.

Результаты работы представлены в таблице 1:

Таблица 1: Зависимость точности от метода

Алгоритм	Точность
Использование инвариантов моментов	37%
Использование Distance Transform	70%

Типичные ошибки предлагаемых алгоритмов заключаются в том, что подаваемый символ понимается за другой. Часто возникает ошибочная классификация между двумя похожими символами, таких как «0» и «О», «8» и «В», «Х» и «К», «Х» и

«У». Решением этой проблемы предлагается дополнить методы алгоритмами уточнения символов.



Рис. 2: Примеры тестовых изображений.

## Заключение

В работе был рассмотрен метод распознавания символов автомобильного номера на основе сопоставления шаблонов с разными подходами получения шаблонов. Первый растровый метод, основанные на анализе непосредственно изображения (расчет инвариантов моментов), второй – структурный метод основанные на морфологии и анализе контура (distance transform). Описана метрика Хаусдорфа, которая используется в методе сопоставления шаблонов. В завершение приведены результаты тестирования обоих описанных подходов на одной и той же тестовой выборке. По результатам тестирования, метод на основе distance transform превзошел метод на основе расчета инвариантов моментов в 1,89 раз по точности распознавания на тестовой выборке.

Для дальнейшей работы выбирается подход, основанный на использовании Distance Transform для получения признакового описания. С целью увеличения точности распознавания предлагается использовать уточняющие алгоритмы для «проблемных» символов. В частности, метод опорных векторов, который относится к инструментам машинного обучения. Здесь будут рассматриваться отдельные обучающие выборки для каждого определенного символа. В качестве дополнительного признакового описания можно рассмотреть метод гистограмм ориентированных градиентов, часто применяющийся в других задачах распознавания.

Следующим этапом исследований является распознавание символов номера методом на основе машинного обучения и сравнения с результатами, полученными в этой работе.

## Литература

- [1] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005. 1070с.
- [2] Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. Москва: Техносфера, 2006. 615с.
- [3] Михайлов И.А. Об одном методе распознавания изображений. // Моделирование и анализ информационных систем. 2007. Т.14, №4, С.7-12
- [4] Самарина О.В. геометрический подход к определению инвариантов изображения. Автореф. дис. кфмн // Югорский государственный университет. Х.-М., 2008, 20с.