

УДК 681.307

СЕРГИЕНКО А.В., аспірантка
(ГВУЗ «Приазовський державний технічний університет», Маріуполь)

Об использовании кластеризации методом ближайших соседей при локализации информативной области на зашумленном изображении

В статье рассматривается метод локализации области интереса при помощи предварительной обработки и кластеризации изображения. Приводится поэтапное описание метода: анализ входного изображения; предварительная фильтрация изображения; пороговое преобразование изображения с автоматическим выбором порога; разбиение изображения; кластеризация изображения; выделение результирующего сегмента изображения. Приведены результаты компьютерных экспериментов.

Ключевые слова: изображение, функция яркости, порог яркости, бинаризация, фильтрация, локализация, кластеризация.

Введение

Задача локализации информативной области на зашумленном изображении возникает при оптическом распознавании номера в автоматизированной системе мониторинга движения чугуновозных ковшей, возникшей вследствие усовершенствования существующей системы, идентифицирующей ковши при помощи специальных передатчиков, установленных на везущих ковши лафетах, в которые вшит соответствующий номер ковша, и не предусматривающей ситуацию изменения соответствия платформа-ковш. Ковши подвергаются воздействию высоких температур. Поскольку в процессе транспортировки, вследствие внешних воздействий, номер иногда приходится в срочном порядке подводить – применение трафаретов затруднительно. Обработку изображения такого объекта осуществляют в несколько этапов: предварительная фильтрация исходных фотоизображений, локализация информативной области и идентификация номера на изображении локализованного сегмента [1].

В данной работе рассматриваются первый и второй этапы обработки.

Постановка проблемы

При решении задачи локализации номера, нанесенного на чугуновозный ковш, возникает ряд проблем: входящее изображение может быть зашумлено и содержать элементы, искажающие идентифицируемый номер (потеки извести, чугуна, налипшую пыль и прочее); может содержать неинформативные высококонтрастные участки

(небо, стена, элементы близстоящих металлоконструкций); изображения могут обладать разным уровнем освещенности из-за времени дня, погодных и метеоусловий. Проведение предварительной фильтрации позволит снизить количество имеющегося на изображении шума.

Цель статьи

В работе [2] был предложен метод локализации информативных областей на основе низкоуровневых характеристик изображения, позволяющий с достоверностью локализации $\geq 92\%$ выделить необходимую область. Недостаток этого метода в том, что на изображениях, обладающих малой яркостью или крупными неинформативными высококонтрастными участками погрешность локализации высока. Предложенный в этой статье метод позволяет выполнять локализацию с более высокой достоверностью.

Основная часть

Проводимую обработку можно разделить на этапы:

- 1) предварительная фильтрация изображения;
- 2) пороговое преобразование изображения с автоматическим выбором порога;
- 3) разбиение изображения;
- 4) кластеризация изображения;
- 5) получение локализованной области.

Задача ставится в следующем виде. Камерой в градациях серого цвета получено изображение ковша с номером. Необходимо локализовать информативную область на изображении – прямоугольную область,

© А.В. Сергиенко, 2013

содержащую цифры номера ковша и минимум сопутствующей информации.

Концептуальный подход

На вход системы поступает изображение, ширина и высота которого $m \times n$. Изображение характеризуется функцией яркости

$$f_{i,j} \in [0,1], \tag{1}$$

где $i \in [0, m-1]$, $j \in [0, n-1]$.

Средняя яркость фотографии рассчитывается:

$$\bar{F} = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} f_{i,j}}{n \cdot m} . \tag{2}$$

Предварительная фильтрация изображения

Самые распространенные виды шума [3]: белый шум, импульсный шум, цветные пятна.

Согласно [4], исходные изображения обладают импульсным яркостным шумом. Для уменьшения шума применяются существующие методы фильтрации и их модификации. В литературе описаны такие методы как линейное усреднение пикселей, медианная фильтрация, математическая морфология, гауссовское размытие, методы на основе вейвлет-

преобразования, метод главных компонент, анизотропная диффузия, фильтры Винера. Алгоритмы на основе вейвлет-преобразования и метода главных компонент применяются, в основном, для обработки статичных изображений, хотя и обеспечивают наилучшее качество среди всех вышеперечисленных методов. Поскольку эти алгоритмы работают очень медленно и даже при хорошей оптимизации не могут обеспечить обработку в реальном времени.

Для выбора наиболее подходящего метода фильтрации для исходного изображения (I) в MATLAB 7.11.0.584 (R2010b) было проанализировано несколько базовых методов [5]:

- фильтр арифметическое среднее (функция *imfilter(I,h)*, где $h = \text{ones}(8,8) / 64$, *ones* – единичная матрица),
- медианный фильтр (функция *medfilt2(I,[8,8])*);
- ранговая фильтрация (функция *ordfilt2(I,16,ones(4,4))*);
- адаптивная фильтрация Винера (функция *wiener2(I,[8,8])*),
- оптимизированная операция фильтрации (функция *uint8(colfilt(I, [8 8], 'sliding', @mean))*).

Результаты фильтрации изображений расположены на рис.1.



Рис. 1. Результаты фильтрации сегментов изображений

Время выполнения рассчитывалось с помощью стандартных функций *tic* и *toc*. Функция *tic* запускает секундомер, а функция *toc* выводит вычисленное время. Поскольку это время зависит от нескольких различных факторов и может изменяться, было

проведено несколько измерений, и результаты усреднялись. Таким образом, время выполнения составило: многомерная фильтрация 0,018498 с, медианный фильтр 0,109878 с, ранговый фильтр

0,097970 с, фильтр Винера 0,080065 с, оптимизированная операция фильтрации 0,476517 с.

Наименьшее время выполнения показал фильтр арифметическое среднее, но оказался неприемлемым, поскольку область интереса смазывается, а шум размывается, увеличивая яркость неинформативных частей изображения.

Наиболее эффективной оказалась работа медианного фильтра – область интереса четко очерчена, мелкий шум нивелирован, более крупные области высокой яркости уменьшены.

Время выполнения всех алгоритмов, кроме оптимизированной операции фильтрации, разнится в десятитысячных долях секунды, поэтому для предварительной обработки лучше метод, дающий видимо лучший результат – метод медианной фильтрации. Как указано в [6], алгоритм медианной фильтрации может быть оптимизирован по скорости в 2-20 раз.

Таким образом, для предварительной обработки анализируемых сегментов фотоизображений, был выбран алгоритм медианной фильтрации, оптимизированный по скорости выполнения по методу, предложенному в [6].

Пороговое преобразование изображения с автоматическим выбором порога

Посредством дальнейших преобразований необходимо улучшить отображение области интереса и избавиться от малых областей высокой яркости. Для решения этой задачи предложено произвести бинаризацию изображения.

Существуют различные подходы к бинаризации, которые условно можно разделить на пороговые и адаптивные [7]. Алгоритмы адаптивной бинаризации изображений базируются на использовании локальной или глобальной гистограммы изображения. Подход, основанный на использовании гистограммы яркостей пикселей, является одним из самых известных и, безусловно, наиболее простым. Оптимальная пороговая сегментация основана на приближении гистограммы изображения к некоторой кривой, используя весовые суммы двух или более вероятностей интенсивности с нормальным распределением. Тогда порог – это набор ближайших уровней яркости, соответствующих минимуму вероятности между максимумами двух или более нормальных распределений [8].

Пороговая обработка изображения может проводиться разными способами: бинаризация с нижним порогом; бинаризации с верхним порогом; бинаризация с двойным ограничением; многоуровневое пороговое преобразование; неполная пороговая обработка; локальная пороговая обработка (метод Отса; определение порога на основе градиента яркости изображения; метод использования энтропии

гистограммы); глобальная пороговая обработка (метод Бернсена; метод Эйквила; метод Ниблэка; метод Яновица и Брукштейна) и пр.

В методах глобальной бинаризации пороговая поверхность является плоскостью с постоянным значением пороговой яркости, а в методах локальной бинаризации значение пороговой яркости меняется от точки к точке изображения, и рассчитывается на основе некоторых локальных признаков в окрестности пикселя [9].

Поскольку методы локальной пороговой обработки обладают большим количеством расчетов, не имеет смысла применять их в решаемой задаче, чтобы не увеличить время выполнения предварительной обработки. А значит, порог должен основываться на одной из низкоуровневых характеристик изображения.

Таким образом, для достижения желаемого эффекта, производится неполная пороговая обработка глобальной бинаризацией изображения

$$\varphi_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{если } f_{i,j} < T \\ f_{i,j}, & \text{если } f_{i,j} \geq T \end{cases}, \quad (3)$$

где T – порог.

Экспериментально было установлено, что при увеличении яркости на 20-25% (значения функции яркости в диапазоне от 0.5 до 0.8), изображение преобразуется лучшим образом.

Экспериментально была получена формула для достижения необходимых значений. Расчет порогового значения происходит автоматически на основе низкоуровневой характеристики изображения – его средней яркости

$$T = 2 \cdot \bar{F} - \bar{F}^2 \quad (4)$$

На рис. 2 а) показано изображение, преобразованное по формуле (4).

Разбиение изображения на ячейки

Для дальнейшей обработки изображение, полученное после порогового преобразования, разбиваем на равные ячейки, как показано на рис. 2 б). Количество разбиений по ширине – kx , по высоте – ky . Количество элементов в ячейке по ширине – $px = m/kx$, по высоте – $py = n/ky$. Для каждой ячейки рассчитывают среднюю яркость $M_{i,j}$

$$M_{i,j} = \frac{\sum_{l=0}^{px-1} \sum_{k=0}^{py-1} \varphi_{l,k}}{px \cdot py}, \quad (5)$$

Получение локализованной области

Для локализации информативной области анализируется массив K – подсчитывается количество элементов в каждом кластере. Информативной областью считается кластер, обладающий наибольшим количеством элементов.

Вокруг этого кластера по самым выпирающим точкам описывается прямоугольник, координаты пикселей, входящих в прямоугольник, фиксируются. Для проведения следующего этапа – идентификации, по локализованной области формируется выходной сегмент (рис. 4).

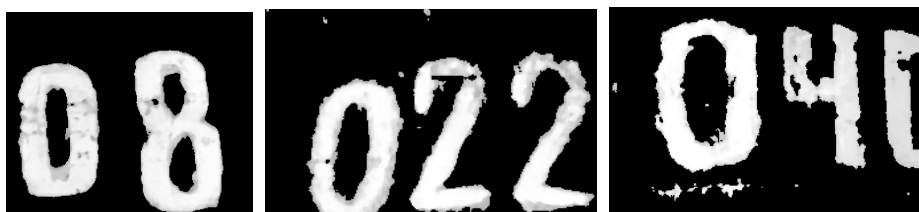


Рис.4. Примеры выделенных областей интереса

Компьютерные эксперименты**1. Определение диапазона средней яркости входного изображения, при котором выполняется локализация**

Для эксперимента было подобрано 20 фотографий разного качества, на которых изображение ковша находится в центре, и определена их средняя яркость,

как показано в табл. 1. $\bar{F} \in [0.14; 0.51]$. Для проверки рассматриваемого метода локализации изображение было максимально сдвинуто вправо так, чтобы номер остался на изображении. Освободившееся пространство на фотографии было заполнено преобладающим цветом фона. В среднем изображение было сдвинуто на 27%.

Таблица 1

Определение диапазона средней яркости входного изображения

Фото	Ширина, px	Сдвинуто на, px	% сдвига	Яркость фото	
				Оригинала	Со сдвигом
IMG_0001	471	137	29%	0,5	0,56
IMG_0003	628	219	35%	0,4	0,54
IMG_0008	570	159	28%	0,36	0,47
IMG_0022	572	200	35%	0,44	0,57
IMG_0026	527	171	32%	0,37	0,38
IMG_0028	577	112	19%	0,39	0,46
IMG_0030	598	141	24%	0,39	0,5
IMG_0030_	773	185	24%	0,33	0,51
IMG_0033	613	127	21%	0,38	0,49
IMG_0034	375	133	35%	0,31	0,52
IMG_0036	740	190	26%	0,39	0,53
IMG_0037	624	130	21%	0,44	0,55
IMG_0038	618	153	25%	0,36	0,49
IMG_0039	612	150	25%	0,45	0,61
IMG_0040	634	120	19%	0,51	0,58
IMG_0042	800	224	28%	0,37	0,54
IMG_0043	594	126	21%	0,4	0,53
IMG_0046	800	188	24%	0,43	0,52
IMG_0054	800	257	32%	0,14	0,16
IMG_0056	491	142	29%	0,33	0,5

Вследствие сдвига величина средней яркости возросла: $\bar{F}^* \in [0.16; 0.61]$. Для всех изображений, для которых был выполнен искусственный сдвиг, область интереса была локализована. Таким образом, средняя яркость изображений, для которых может быть произведена локализация, составляет $[0.16; 0.61]$.

2. Определение порога яркости T

Результат локализации по предлагаемой методике зависит от порога яркости T , поэтому важно выбрать его наилучшим образом. Для эксперимента было подобрано 20 фотографий разного качества, рассчитана средняя яркость \bar{F} и опробовались формулы для автоматического расчета порога относительно средней яркости. Для формулы

$$T = k \cdot \bar{F}, \quad (6)$$

где k – подбираемый коэффициент, изменялся k от 1 до 2, с шагом 0.1. Была получена экспертная оценка:

при $k = 1.5$ отбрасывается наибольшее количество ненужных яркостей при сохранении информативной области. Средняя яркость фотографий, преобразованных при таком пороге: $\bar{F} \in [0.21; 0.77]$. Для формулы

$$T = 2 \cdot \bar{F} - \bar{F}^2 \quad (7)$$

средняя яркость фотографий, преобразованных при таком пороге: $\bar{F} \in [0.26; 0.76]$. Коэффициент корреляции между значениями, полученными по формулам (6) и (7) равен 0.99. Графики средних яркостей фотографий, бинаризованных по формулам (6) и (7), показаны на рис. 5.



Рис.5. Графики средней яркости исходных фотографий и бинаризованных по формулам (6) и (7)

Из графика видно, что формула (7) лучше повторяет поведение функции яркости, при этом увеличивая ее на необходимый порядок и потому наилучшим образом подходит для расчета порога яркости T .

3. Влияние количества разбиений изображения k_x и k_y на качество локализации

Для выборки из 20 фотографий подбиралось оптимальное количество разбиений изображения по ширине и по высоте – $k_x \times k_y$. Для каждой фотографии вручную были подготовлены эталонные сегменты и автоматически локализованы с помощью программы. Количество разбиений $k_x \times k_y$ изменялось от 10×10 до 18×18 с шагом в 3 пикселя. Рассчитывались ошибки первого и второго рода. α -ошибкой (первого рода) считалась лишняя захваченная информация, β -ошибкой (второго рода) – незахваченная по сравнению с эталоном информация. Из полученных данных были найдены средние значения α - и β -ошибки по всем фотографиям и построена диаграмма, приведенная на рис. 6.

Как видно из графика, наименьшую ошибку локализации дает разбиение 16×16 – в среднем это 4%. Таким образом, были выбрано оптимальные параметры: $k_x = 16$ и $k_y = 16$.

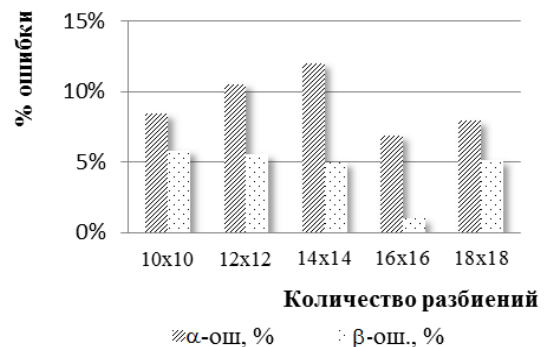


Рис.6. Зависимость процента ошибки от количества разбиений изображения при сегментации

Выводы

Компьютерные эксперименты показали, что предложенный метод локализации информативных областей при помощи пороговой обработки и кластеризации изображения дает достаточно хороший результат: с достоверностью локализации 96%.

Литература

1. Каргин А. А. Идентификация номера чугуновозного ковша по сегменту изображения сравнением его с эталонным сегментом / А. А. Каргин, А. В. Сергиенко // Проблемы информационных технологий, зб. наук. праць. – Херсон, 2010. – Вип. 7, С. 114–121.
2. Метод локализации информативных областей на основе низкоуровневых характеристик изображения // А. А. Каргин и [др.] // Системы обработки информации: Сборник научных трудов. Харьков: – 2013. – Вып. 1 (108). – С. 61 – 65.
3. Калинкина Д. / Проблема подавления шума на изображениях и видео и различные подходы к ее решению [Электронный ресурс] / Д. Калинкина, Д. Ватолин // Компьютерная графика и мультимедиа. Сетевой журнал. – Режим доступа : <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/74>
4. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р Гонсалес, Р. Вудс. – М. : Техносфера, 2005. – 1072 С.
5. Дьяконов В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник. / В Дьяконов, И. Абраменкова. – СПб.: Питер, 2002. – 608 с.
6. Бровко Р.С. Оптимизированный вариант реализации медианного фильтра / Р.С. Бровко, В.В. Мухин // Вісник Запорізького національного університету/ – 2010. – № 2. – С. 18–23
7. Кручинин А. Бинаризация изображений [Электронный ресурс] / А. Кручинин // Resog.ru - Распознавание образов для программистов. – Режим доступа : <http://resog.ru/blog/applied/15.html>
8. Федоров А. Бинаризация черно-белых изображений: состояние перспективы развития [Электронный ресурс] / А. Федоров // CLAIM – научно-образовательный кластер. – Режим доступа : <http://it-claim.ru/Library/Books/ITS/wwwbook/ist4b/its4/fyodorov.htm>
9. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision / Ю. В. Визильтер и [др.] – М. : ДМК Пресс, 2007. – 464 с.
10. Котов А. Кластеризация данных [Электронный ресурс] / А. Котов, Н. Красильников. // Laboratory of Mathematical Logic at PDMI. – 2006. – Режим доступа: <http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet/02ia-seminar-note.pdf>
11. Кластерный анализ // StatSoft. Электронный учебник по статистике. – Режим доступа : <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stcluan.html>

Сергієнко А. В. Про використання кластеризації методом найближчих сусідів при локалізації інформативної області на зашумленому зображенні. У статті розглядається метод локалізації області інтересу за допомогою попередньої обробки і кластеризації зображення. Наводиться поетапне опис методу: аналіз вхідного зображення; попередня фільтрація зображення; граничне перетворення зображення з автоматичним вибором порогу; розбиття зображення; кластеризація зображення; виділення результуючого сегмента зображення. Наведено результати комп'ютерних експериментів.

Ключові слова: зображення, функція яскравості, поріг яскравості, бінаризація, фільтрація, локалізація, кластеризація.

Anastasiya V. Sergienko. As to the use of clustering by means of nearest-neighbour method under the localization of information region in a noisy image. The article discusses the method of region of interest localization by means of the pre-processing and image clustering. Phased description of the method: the analysis of the input image; pre-filtering of the image; threshold image translation with automatic threshold; partition of the image; clustering of the image; the highlighting of the image resulting segment is presented. The results of computer experiments are presented as well.

Key words: image, function of brightness, brightness threshold, binarization, filtering, localization, clustering.

Рецензент: д. физ.-мат. н., профессор кафедры информатики ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет» В.П. Гранкин

Поступила 25.06.2013г.