

УДК 681.3.01 : 519.67

И. В. Плеханова, Л. В. Финогенов, И. В. Борисова, П. Г. Попов
(Новосибирск)

**РАСПОЗНАВАНИЕ СИМВОЛОВ
НА ЦИЛИНДРИЧЕСКИХ ПОВЕРХНОСТЯХ
МЕТОДОМ ЛОКАЛЬНЫХ АНИЗОТРОПНЫХ ПРИЗНАКОВ**

Рассматривается метод автоматического распознавания буквенно-цифровых кодов на цилиндрической поверхности. Метод основан на представлении каждой точки изображения как направления доминирующей ориентации ее локальной окрестности. В зависимости от своей ориентации окрестности разделяются на классы. Таким образом, осуществляется переход от яркостного представления к псевдоизображениям, на которых выполняется распознавание. Оптимизация параметров процедуры распознавания выполняется по методу эффекта отскока.

Введение. В настоящее время в поточном производстве тепловыделяющих элементов (ТВЭЛ) для атомных энергетических комплексов в организации сквозного технологического процесса используется буквенно-цифровая маркировка изделий. Маркировка также необходима для отслеживания ТВЭЛ на всех стадиях эксплуатации. Считывание информации с поверхности изделий в процессе изготовления и эксплуатации производится визуально.

Сложность задачи автоматического распознавания связана с рядом особенностей как самого носителя информации, так и используемого технологического процесса нанесения кода. На одних предприятиях кодовая информация наносится лазерным излучением, на других – виброчеканкой. В процессе производства ТВЭЛ подвергается различным видам обработки: приварка заглушки, химическое травление, покрытие, лакирование и т. д. Кроме того, кодовая информация наносится на ТВЭЛ с некоторой погрешностью. Особенности производства изделий приводят к значительному изменению параметров и характеристик считываемых с поверхности ТВЭЛ изображений. Поэтому существует необходимость в разработке и внедрении в производство ТВЭЛ алгоритмов распознавания кодовой информации, устойчивых к воздействию производственных факторов. Их использование позволит автоматизировать процесс считывания кодов и повысить достоверность информации.

Подход к распознаванию символьной информации, предлагаемый в данной работе, основан на селекции изображений объектов, подобных заранее сформированным эталонным изображениям символов (объектов). Задача се-

лекции объектоподобных областей рассматривается как выделение на монохромном изображении областей, близких по своим свойствам к эталонному субизображению, т. е. разделение изображения на фоновую и объектную составляющие [1]. Смысл предлагаемого здесь подхода – привести изображение к виду, когда фоновые и объектоподобные области изображения максимально разделены в пространстве признаков, выделяемых на изображении, и ввести правило разделения областей.

Алгоритмы сопоставления изображений, использующие непосредственно полутоновую информацию, например, корреляционные методы, очень сильно зависят от изменения яркости [2]. Изменение освещенности одной и той же сцены может привести к несопоставимости изображений. Избавиться от яркостной зависимости позволяет описание изображений в терминах фасетной модели [3]. Фасетная модель описывает изображение как совокупность наклонных фасетов, составляющих с горизонтальной плоскостью двугранный угол. Каждый фасет характеризуется величиной угла наклона и ориентацией в плоскости координат. Для определения параметров фасетов используются локальные анизотропные признаки (ЛАП) изображений.

Описание изображения локальными анизотропными признаками. Пусть функция, описывающая распределение яркости неподвижного одноцветного изображения, задана на плоскости с прямоугольной системой координат $\{x, y\}$: $u(x, y)$; $x, y \in U$, где $U = \{(x, y): 0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y\}$ – часть плоскости, называемая полем зрения. В полярных координатах ей соответствует функция $r(d, \varphi)$, где $-D \leq d \leq D$, а $0 \leq \varphi < \pi$. Пусть существуют преобразования Фурье от функций $u(x, y)$ и $r(d, \varphi)$: $u_\Phi(\omega_1, \omega_2)$ – двумерное преобразование Фурье функции $u(x, y)$ по переменным x и y , а $r_\Phi(\omega, \varphi)$ – одномерное преобразование Фурье функции $r(d, \varphi)$ по переменной d .

Предположим, что переменная φ изменяется с шагом q ($0 < q \leq \pi/2$): $\varphi = cq, 0 \leq c \leq C - 1, C = [\pi/q]$ и

$$I(c_m) = \max_c \int_{\omega} r_\Phi(\omega, cq) r_\Phi^*(\omega, cq) d\omega, \quad (1)$$

где $[\cdot]$ – целая часть числа; * – знак комплексного сопряжения; c_m – значение c , соответствующее максимуму I .

Назовем число c_m анизотропным признаком класса C_m , если c_m является единственным. Для обозначения элементов, окружающих $u(x, y)$, используем термины «фрагмент» и «окрестность». Назовем фрагментом W_{xy} с центром в точке (x, y) множество элементов, составляющих односвязную область заданной формы достаточно большого размера. Будем считать окрестностью (локальной окрестностью) V_{xy} множество элементов, непосредственно окружающих точку $u(x, y)$. Анизотропный признак c_m , определенный для окрестности V_{xy} , называется локальным анизотропным признаком изображения.

Переменная φ дискретна, и необходимо выбрать шаг дискретизации. Результаты статистических измерений окрестностей реальных изображений показали [4], что хорошее их описание можно получить с помощью модели, использующей пять классов C_m : четыре из них соответствуют преобладающим корреляционным связям в одном из четырех направлений, составляющих углы $0, 45, 90, 135^\circ$ с вертикалью; пятый класс составляют фрагменты с изотропной структурой. Эти пять классов наиболее естественны для окрестностей дискретных изображений, заданных на регулярной квадратной ре-

шестке. Количество классов для гексагональной и других типов решеток может быть другим.

Классы окрестностей нумеруются, и номер класса окрестности рассматриваемой точки изображения принимается в качестве признака этой точки. Таким образом, формируется псевдоизображение, каждая точка которого кодируется номером класса окрестности.

Необходимо определить некоторую меру близости двух псевдоизображений одинакового размера. Сравним каждый элемент первой матрицы с соответствующим элементом второй матрицы. Мерой близости двух закодированных изображений служит компарационная функция

$$S = \sum_j \sum_k \delta_{c^1(j,k), c^2(j,k)}, \quad (2)$$

где $c^1(j, k)$ и $c^2(j, k)$ – элементы сравниваемых изображений, δ – символ Кронекера. Функция S дает количество совпадающих элементов изображений. Более сложные меры близости рассмотрены в [5, 6]. Сравнивая закодированные эталон и текущие фрагменты анализируемого изображения в режиме двухкоординатного сканирования, получаем компарационную матрицу (КМ). Местоположение символа и его координаты определяются по максимальному значению КМ.

Описание изображения с помощью ЛАП позволяет сравнивать между собой изображения разной интенсивности, с разным уровнем шума [4], поскольку в этом случае признаками изображений являются направления перепадов яркости для локальной окрестности, а не яркости отдельных точек. В этом смысле ЛАП выступают как локальные геометрические признаки, поэтому обработка изображений рассматривается на основе геометрических, а не яркостных признаков.

Можно оценить вероятность появления какого-либо значения КМ в случае, когда эталон сравнивается с фрагментом фона, т. е. оценить значения фоновых элементов КМ. Фоновые элементы КМ являются количеством случайных совпадений элементов эталона и фона. Предположим, что изображение описано четырьмя анизотропными классами признаков. Такая модель хорошо применима для реальных изображений, поскольку изотропные окрестности на реальных изображениях встречаются редко. Предположим, что все классы признаков имеют равную вероятность. Вероятность совпадения классов окрестностей в M точках будет иметь биномиальное распределение:

$$P(M, W, p) = \binom{W}{M} p^M q^{W-M}, \quad (3)$$

где p – вероятность совпадения классов в точке; q – вероятность несовпадения; $p + q = 1$; $W = n \times n$ – размер фрагментов.

Эффект отскока. Изотропная структура локальных окрестностей на изображениях реальных сцен встречается крайне редко. Даже при анализе равномерного фона шумы, присутствующие в принятом изображении, нарушают изотропную структуру окрестностей. Лишь на изображениях, подвергшихся некоторой предварительной обработке, элементы, имеющие окрестности с изотропной структурой, могут занимать значительную часть изобра-

жения. Чаще изображения содержат точки со структурой окрестности, близкой к изотропной, т. е. окрестности этих точек не имеют четко выраженной анизотропии спектра. Существует большая вероятность определения ложных направлений анизотропии спектра при анализе таких окрестностей, т. е. признак, соответствующий точке, будет неустойчив и может меняться под воздействием шумов. В задачах, где для описания изображений требуются устойчивые признаки, разумно рассматривать такой вид окрестностей, как изотропные. Проблема выделения изотропных окрестностей имеет место при селекции, распознавании изображений, в методах выделения контуров и т. д.

На практике при описании изображения локальными анизотропными признаками для определения класса окрестности достаточно проанализировать суммы элементов энергетического спектра E_m и E_n в направлении с максимальной энергией и в перпендикулярном направлении соответственно. Используем следующий критерий выделения изотропности:

$$E_n/E_m < Q - \text{анизотропность;} \quad (4)$$

$$E_n/E_m \geq Q - \text{изотропность.}$$

Таким образом, в соответствии с соотношением между E_m и E_n окрестность проверяется на изотропность, после чего ей присваивается соответствующий номер класса.

В процедуру выделения изотропных окрестностей, определенную критерием (4), входит порог Q , который требуется корректно определить. Рассмотрим с этой точки зрения распределение (3), предполагая, что изображение описано анизотропными классами признаков, которые имеют равные вероятности. Вводя в рассмотрение изотропный класс, мы получаем другое распределение фоновых элементов. Предположение равновероятности распределения классов в данном случае уже неправомерно, но оно дает предельное минимальное значение координаты максимума распределения (3), т. е. наибольшее возможное смещение пика распределения влево по оси M .

Примем количество анизотропных классов равным C . При пороге $Q = 1$ класс изотропных окрестностей отсутствует и распределение (3) имеет максимум в точке с координатой W/C . При $Q < 1$ начинает формироваться класс изотропных окрестностей. При уменьшении порога Q от 1 до некоторого значения Q_0 координата максимума распределения (3) смещается влево по оси M от точки W/C до точки $W/(C + 1)$. Точки $W/(C + 1)$ максимум достигает, когда все классы окрестностей равновероятны. Дальнейшее уменьшение порога Q приводит к преобладанию изотропных окрестностей, и максимум начинает смещаться вправо по оси M вплоть до W при $Q = 0$. Этот эффект назван эффектом отскока [7], а точка Q_0 – точкой отскока.

Рис. 1 иллюстрирует проведенные рассуждения для случая $W = 256$ и $C = 4$.

Кодирование изображений. Первичной стадией обработки является разделение всех точек исходного изображения на изотропные и анизотропные и разделение на классы. Эффект отскока подразумевает обязательное использование двух изображений – анализируемого и эталонного. В [8] показано, что в качестве эталонного изображения при явно не заданном эталоне целесообразно использовать шумовой эталон. В данном случае использова-

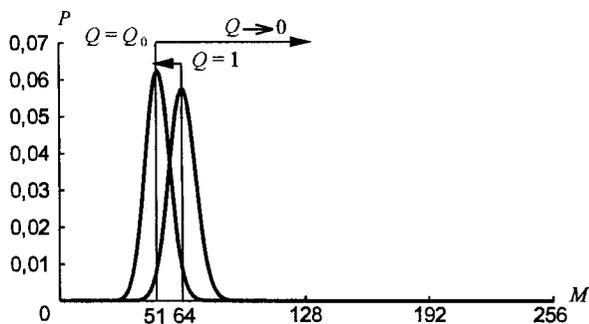


Рис. 1. Схема смещения максимума распределения, $W = 256$

лась цифровая реализация белого шума размером 16×16 элементов. Для исходного изображения (рис. 2, *a*) и шумового эталона находилась точка отскока Q_0 , после чего изображение кодировалось. Поскольку графические символы (буквы и цифры) состоят только из вертикальных и горизонтальных линий, окрестности изображения (размером 4×4) разделялись на три класса (вертикали, горизонтали и изотропность). Исходное изображение (см. рис. 2, *a*), закодированное ЛАП, приведено на рис. 2, *b*.

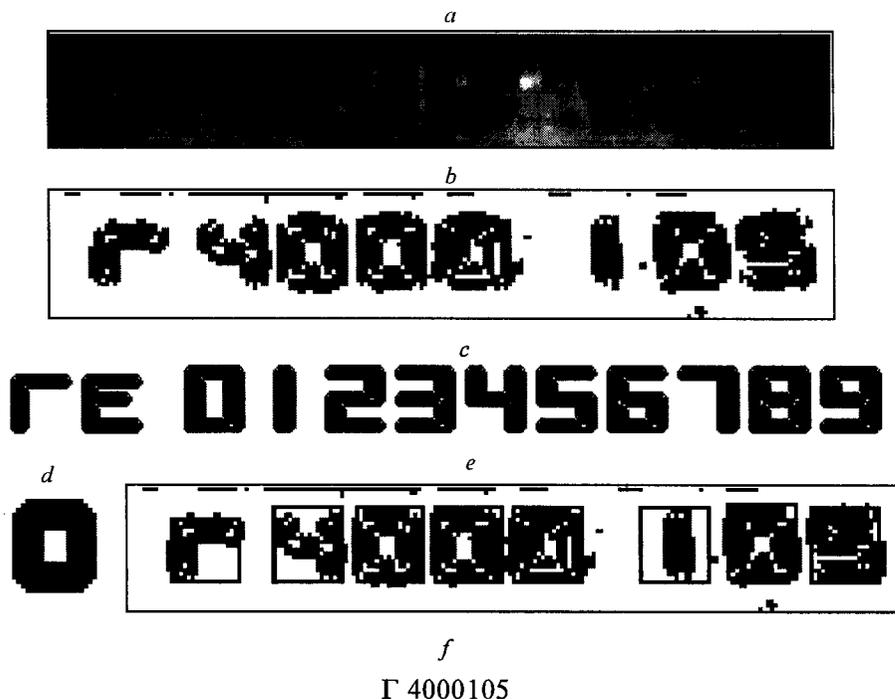


Рис. 2. Пример распознавания: исходное изображение (*a*); закодированное изображение в точке отскока (темные фрагменты – горизонтали, серые – вертикали, светлые – изотропность) (*b*); синтезированные графические эталоны (*c*); пример эталона, полученного накоплением (*d*); изображение в закодированном виде с выделенными объектами (*e*); результат распознавания (*f*)

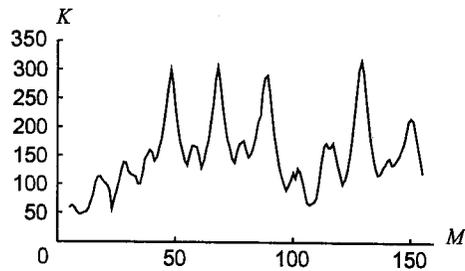


Рис. 3. Строка компарационной матрицы

В качестве эталонов использовались синтезированные изображения, а также полученные при накоплении изображений реальных графических символов. Примеры таких эталонов в закодированном виде приведены на рис. 2, *c, d* соответственно.

Локация символов на основе эффекта отскока. Будем считать, что в качестве эталона задан символ-объект. Поиск объекта на изображении производится посредством вычисления в режиме скользящего фрагмента компарационной меры близости с эталоном. Локация объекта производится по максимальному из полученных значений.

Для локации желательно, чтобы фоновые элементы КМ имели как можно меньшие значения при неизменной величине компарационного пика. В точке отскока Q_0 распределение фоновых элементов максимально смещено влево по оси M (см. рис. 1), т. е. значения фоновых элементов минимальны. В этом смысле точка отскока определяет оптимальный режим работы для данного изображения и данного эталона. Знание статистики КМ имеет еще одно важное следствие – возможность контроля достоверности результатов. Если компарационный пик лежит в области фоновых значений КМ, то результат нельзя принимать как достоверный.

Определив максимальное значение компарационной матрицы, можно локализовать только одно местоположение эталона. Но на изображении могут находиться несколько одинаковых символов, например символ «0» (см. рис. 2, *a*). Строка компарационной матрицы исходного изображения и эталона «0» показана на рис. 3. Поэтому для каждого эталона вводится коэффициент заполнения эталона, равный отношению количества изотропных точек в эталоне к общему количеству точек эталона. Этот коэффициент определяет пороговое значение элементов КМ при распознавании данного эталона. Для всех эталонов коэффициент заполнения определяется начертанием заданного символа.

Применение пороговой обработки КМ позволяет выделять все символы, соответствующие эталону. При такой обработке для каждого символа выделяется несколько расположенных рядом объектоподобных фрагментов (пятно). Дальнейшее опознавание и уточнение местоположения объектов производилось с использованием модели роста [9] (рис. 4). Пятна КМ сжимаются по выбранной модели роста, таким образом каждое пятно превращается в метку данного символа с достигнутым уровнем модели роста. При нахождении метки проверяются все близлежащие метки в пределах размера эталона. При этом оставляется только одна метка, имеющая наибольший уровень роста, а все остальные метки игнорируются. Такая процедура позволяет избе-

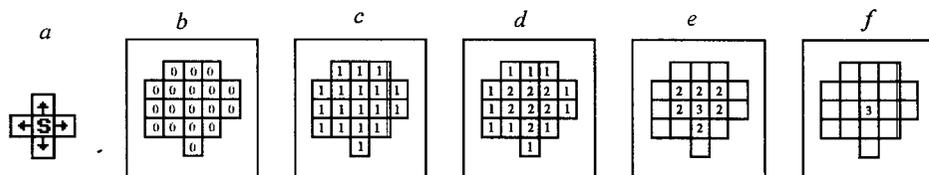


Рис. 4. Уточнение местоположения объектов с помощью модели роста: модель роста (а); пятно компарационной матрицы для символа «0» (b); первый уровень модели роста (c); второй уровень модели роста (d); третий уровень модели роста (e); метка символа «0» суровнем модели роста 3 (f)

жать ошибок, порожденных как шумами на изображении, так и сходным описанием некоторых символов, т. е. позволяет определить ложные пики КМ.

Проведенные эксперименты показали, что для эталонов, полученных накоплением, пик количества совпадений выше, а объектоподобное пятно больше, чем для синтезированного эталона. Таким образом, использование подобных эталонов делает распознавание символов более устойчивым к искажению входных изображений. На рис. 2, e рамками выделены найденные графические объекты после уточнения их местоположения, результат распознавания приведен на рис. 2, f.

Выделение изотропных областей. Как особый случай следует рассматривать наличие на изображении изотропных (или близких к изотропным) областей. Такие изотропные области возникают, например, при сильной засветке фотоприемника (заплывание, блик). Наличие изотропных областей на изображении может привести к появлению на гистограмме распределения значений КМ ложных пиков. Ложные пики искажают график отскока, изменяют значение точки отскока вплоть до ее исчезновения.

Пусть окрестность изображения имеет размер $l \times l$ и подвергается двумерному преобразованию Фурье. Учитывая, что гауссова плотность вероятности может служить моделью плотности вероятности коэффициентов унитарных преобразований изображений, будем считать, что действительная и мнимая компоненты элементов фурье-плоскости имеют гауссово распределение. Рассмотрим сумму

$$E' = \sum_{i=0}^{l-1} R_i^2 + \sum_{i=0}^{l-1} I_i^2, \quad (5)$$

где R_i – реальные части элементов фурье-плоскости, а I_i – мнимые.

Поскольку яркость исходного изображения положительна, то, для того чтобы среднее компонент элементов фурье-плоскости было равно нулю, достаточно не рассматривать нулевую частоту, т. е. элемент (R_0, I_0) . Пронормируем случайные величины R_i и I_i так, чтобы их дисперсия равнялась единице. Тогда случайная величина

$$E = \sum_{i=1}^{l-1} R_i^2 + \sum_{i=1}^{l-1} I_i^2 \quad (6)$$

описывается χ^2 -распределением с $2(l-1)$ степенями свободы.

Исходя из критерия анизотропности (4), окрестность будем считать изотропной, если $E_n/E_m \geq Q$. Отношение двух случайных величин с χ^2 -распределениями и l_1, l_2 степенями свободы имеет распределение Фишера–Снедекора (v^2 -распределение):

$$v^2(l_2, l_1) = \frac{E_n/l_2}{E_m/l_1}. \quad (7)$$

При $l_1 = l_2 = 2(l-1)$ плотность вероятности имеет вид

$$f_{v^2}(Z) = \frac{\Gamma(2(l-1))}{(\Gamma(l-1))^2} \frac{Z^{(l-2)}}{(Z+1)^{2(l-1)}}, \quad Z \geq 0. \quad (8)$$

Тогда вероятность появления изотропной окрестности

$$P\left(\frac{E_n}{E_m} \geq Q\right) = 1 - 2 \int_0^Q f_{v^2}(Z) dZ. \quad (9)$$

Коэффициент 2 перед интегралом означает, что энергия спектра может быть максимальна в любом направлении из рассматриваемой пары.

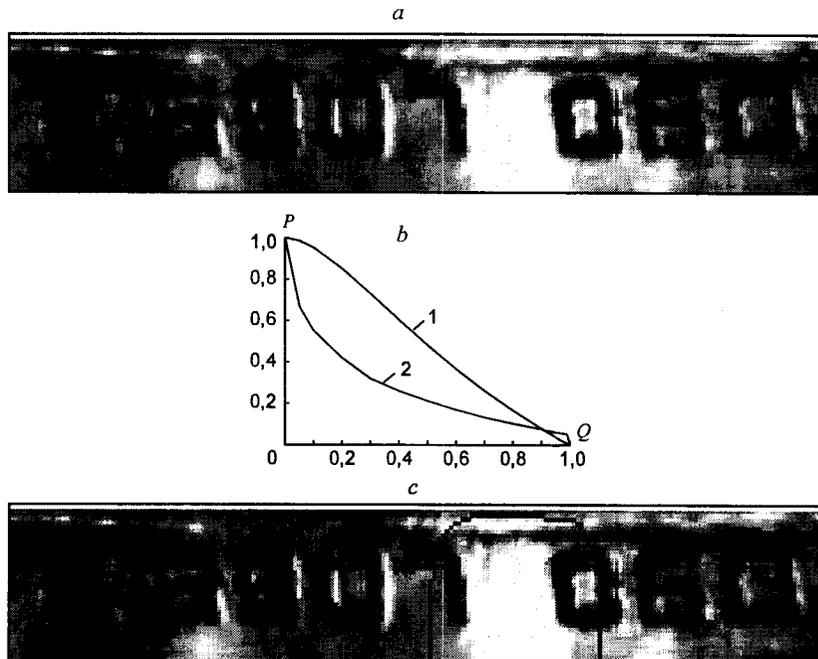


Рис. 5. Выделение неинформативных изотропных областей: исходное изображение с бликом (a); зависимость количества изотропных окрестностей от порога (1 – теоретическая, 2 – реальная) (b); изображение с очерченным бликом (c)

Формула (9) справедлива для белого шума. Присутствие на реальных изображениях окрестностей, близких к изотропным, а также окрестностей, содержащих структуру, искажает теоретическую кривую. На рис. 5, *a* приведено изображение с бликом, вызванным подсветкой образца. Реальный график зависимости количества изотропных окрестностей от порога анизотропности можно разделить на две части. В одной части (рис. 5, *b*; $0,9 < Q \leq 1$) реальное количество изотропных окрестностей превышает теоретическое, что объясняется наличием на изображении изотропных областей. Наличие геометрических структур понижает процент изотропных окрестностей, поэтому в другой части ($0 < Q \leq 0,9$) реальный график расположен ниже теоретического. Из превышения реального количества изотропностей над теоретическим на первом участке находится пороговое число изотропных окрестностей, определяющее изотропный фрагмент. Изотропные фрагменты исключаются из рассмотрения (рис. 5, *c*), а вся обработка осуществляется по оставшимся фрагментам. Как нахождение порога, так и выделение изотропных фрагментов (см. рис. 5, *c*) происходит в автоматическом режиме.

Смаз изображений. Исследовалась устойчивость процедуры распознавания к смазу изображения за счет вращения ТВЭЛ. Для этого производилось моделирование смаза по вертикальной оси на 2–6 элементов, анализировались результаты распознавания, а также графики количества совпадений с эталоном и вид закодированных изображений (рис. 6, 7). Несмотря на то, что по мере увеличения смаза пик количества совпадений и объектоподобные пятна уменьшаются, для смаза на 6 элементов результат распознавания остается верным.

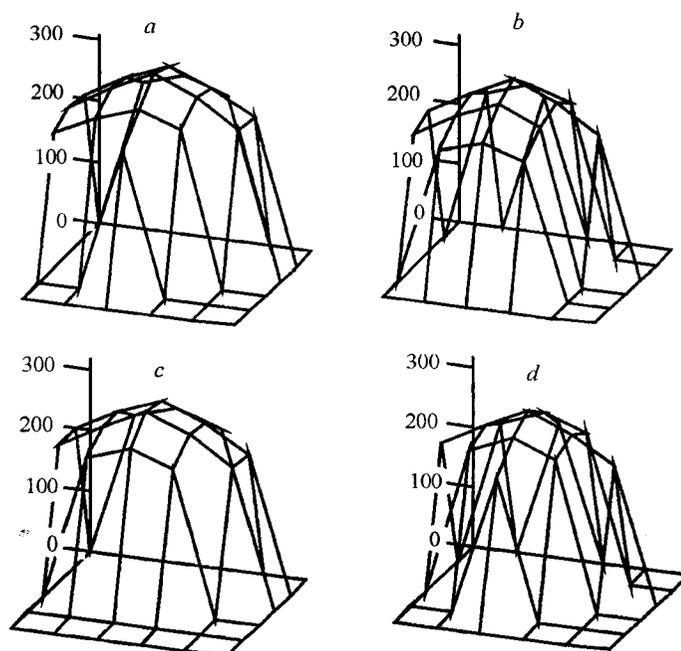


Рис. 6. Количество совпадений с эталоном «0», полученным накоплением: исходное изображение (*a*); смаз на 2 элемента (*b*); на 4 элемента (*c*); на 6 элементов (*d*)

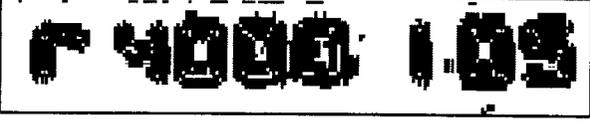
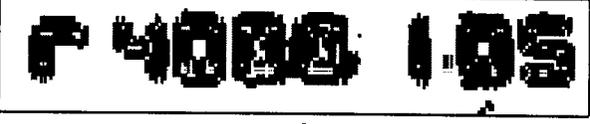
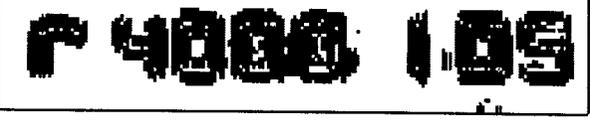
Закодированные изображения	Результат распознавания
<p style="text-align: center;"><i>a</i></p> 	Г 4000105
<p style="text-align: center;"><i>b</i></p> 	Г 4000105
<p style="text-align: center;"><i>c</i></p> 	Г 4000105
<p style="text-align: center;"><i>d</i></p> 	Г 4000105

Рис. 7. Распознавание в условиях смаза: исходное изображение (*a*); смаз на 2 элемента (*b*); на 4 элемента (*c*); на 6 элементов (*d*)

Заключение. Рассмотрен метод автоматического распознавания буквенно-цифровых кодов, наносимых на поверхность тепловыделяющих элементов для атомных энергетических комплексов. Метод включает следующие основные этапы обработки изображений:

- кодирование изображений локальными анизотропными признаками (триа классами) с использованием эффекта отскока;
- вычисление в режиме скользящего фрагмента компарационной меры близости изображения и эталона;
- пороговую обработку полученной компарационной матрицы;
- окончательное распознавание символов с использованием методики роста.

Экспериментально определено, что более надежное распознавание получается при использовании эталонов, сформированных из исходного изображения. Предложена методика автоматического выделения изотропных областей изображений, не содержащих информации об объекте распознавания. Проведено исследование устойчивости предложенного метода распознавания к смазу изображения. Показано, что смаз изображения в пределах шести элементов слабо влияет на результат распознавания.

Предложенный метод может быть использован в средствах считывания кодов, нанесенных на поверхность ТВЭЛ различными способами, как в режиме неподвижного изделия, так и в динамике.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Popov P., Borisova I.** Image processing using geometrical feature selection // Optical Memory and Neural Networks. 1997. 6, N 4. P. 265.
2. **Васильев В. И.** Распознающие системы. Киев: Наук. думка, 1969.
3. **Haralick R. M., Watson L.** A facet model for image data // Comput. Graphics and Image Proces. 1981. 15, N 2. P. 113.
4. **Попов П. Г.** Локальные анизотропные признаки изображений // Оптический журнал. 1994. № 2. С. 36.
5. **Попов П. Г.** Динамическая мера близости изображений. Ч. I. Выделение движения // Автометрия. 1994. № 1. С. 60.
6. **Попов П. Г.** Динамическая мера близости изображений. Ч. II. Кратковременная память. Системы контроля // Автометрия. 1994. № 2. С. 47.
7. **Попов П. Г., Горенок В. Н.** «Эффект отскока» в проблеме распознавания изображений // Оптический журнал. 1996. № 10. С. 32.
8. **Попов П. Г., Борисова И. В.** Практическое применение эффекта «отскока» в обработке изображений // Оптический журнал. 1999. № 4. С. 94.
9. **Фрэнк А. Дж., Даниелс Дж. Д., Унангст Д. Р.** Поэтапная передача изображений с использованием модели роста при кодировании // ТИИЭР. 1980. 68, № 7. С. 162.

*Конструкторско-технологический институт
научного приборостроения СО РАН,
Сибирский НИИ оптических систем,
E-mail: finog@tdisie.nsc.ru*

*Поступила в редакцию
26 сентября 2000 г.*